PENGGUNAAN REGRESI GULUD *(RIDGE REGRESSION)* DALAM MENGATASI MULTIKOLINEARITAS PADA REGRESI LINIER BERGANDA

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Persyaratan Program Sarjana Sains Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember

Oleh:

HESSY SUSANTI
NIM. 991810101111

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2003

MOTTO

" Barang siapa yang menghendaki dunia, Maka carilah dunia dengan ilmu. Barang Siapa menghendaki akhirat, Maka carilah dengan ilmu. Dan barang siapa yang menghendaki keduanya, Maka carilah dengan ilmu."

(Khutbatul Ali Rodliyallahu 'anhu)

" Lakukan apa yang kau bisa, Dengan apa yang kau punya dan Dimana Engkau berada."

(Theodore Roosevelt)

PERSEMBAHAN

Atas karunia-Nya kupersembahkan karya sederhana ini
dengan sepenuh hati teruntuk:

- *Ayahanda Sukito S.Pd dan Ibunda Holipah tercinta dan tersayang yang telah mencurahkan kasih sayang, perhatian, do'a dan pengorbanan yang tiada henti, kalian pelita hati yang takkan pernah redup.*
- *Adikku tersayang Wawan Hendro Purnomo, persaudaraan dan kasih sayang yang kau berikan jangan pernah sirna.*
- *Masku Syafi'ih yang selalu memberi kasih sayang, do'a, nasehat, kebersamaan, kesetiaan dan pengorbanan yang tiada henti.*
- *Bapak dan Ibu Dosen, terima kasih atas jasa kalian yang tiada tara.*
- *Agama, bangsa dan almamater yang kucinta.*

DEKLARASI

Karya Tulis Ilmiah (Skripsi) ini berisi hasil kerja penelitian mulai bulan Februari 2003 sampai dengan bulan Oktober 2003. Bersama ini saya nyatakan bahwa isi Karya Tulis Ilmiah (Skripsi) ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri kecuali jika disebutkan sumbernya dan Karya Tulis Ilmiah (Skripsi) ini belum pernah diajukan pada institusi lain.

Jember, Oktober 2003

Penulis,

(Hessy Susanti)

ABSTRAK

Penggunaan Regresi Gulud (*Ridge Regression*) dalam Mengatasi Multikolinearitas pada Regresi Linier Berganda, Hessy Susanti, 991810101111, Skripsi, Oktober 2003, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Jember.

Tulisan ini mengkaji tentang cara mendeteksi multikolinearitas dan penggunaan regresi gulud (*Ridge Regression*) untuk mengatasi multikolinearitas pada regresi linier berganda. Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis regresi linier berganda berhubungan dengan variabel bebas yaitu tidak terjadi multikolinearitas. Adanya multikolinearitas dapat dideteksi dengan menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). Regresi gulud (*Ridge Regression*) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinearitas. Regresi gulud menggunakan jejak gulud untuk mereduksi variabel bebas sehingga diperoleh variabel bebas baru yang saling ortogonal. Analisis terhadap data dilakukan dengan menghitung nilai VIF, penerapan regresi gulud semua variabel, penyeleksian variabel, penerapan regresi gulud dengan variabel baru, kemudian membandingkan konstanta (l) dengan nilai koefisisen regresi yang menggunakan metode kuadrat terkecil dan nilai koefisien regresi yang menggunakan regresi gulud untuk melihat keortogonalan variabel bebas.

Kata kunci: *Analisis Regresi Linier Berganda, Multikolinearitas, Ortogonal, Regresi Gulud (Ridge Regression), Variance Inflation Factor (VIF).*

PENGESAHAN

Artikel ilmiah ini diterima oleh Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember, pada :

Hari : SELASA

Tanggal : 11 NOV 2003

Tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember

Tim Penguji

Ketua
(Dosen Pembimbing Utama)

Yuliani Setia Dewi, S.Si, M.Si
NIP: 132 258 183

Sekretaris
(Dosen Pembimbing Anggota)

Rita Ratih Trimawarni, S.Si, M.Si
NIP: 132 243 343

Anggota I

Drs. I Made Tirta Dip.Sc, M.Sc, Ph.D
NIP: 131 474 500

Anggota II

Agustina Pradjaningsih, S.Si, M.Si
NIP: 132 257 933

Mengesahkan
Dekan FMIPA UNEJ

Ir. Sumadi, M.S
NIP: 130 368 784

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, karena penulis telah diberikan kesempatan dan kekuatan untuk menyelesaikan skripsi yang berjudul **"Penggunaan Regresi Gulud (*Ridge Regression*) dalam Mengatasi Multikolinearitas pada Regresi Linier Berganda"** ini.

Penulis mengucapkan terima kasih dan memberikan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak Ir. Sumadi, MS selaku Dekan FMIPA Universitas Jember.
2. Bapak Drs. Kusno, DEA, Ph.D selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember .
3. Ibu Yuliani Setia Dewi, S.Si, M.Si selaku Dosen Pembimbing Utama dan Ibu Rita Ratih Trimawarni, S.Si, M.Si selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah memberikan bimbingan dan arahan.
4. Bapak Drs. I Made Tirta, Dip.Sc, M.Sc, Ph.D dan Ibu Agustina Pradjaningsih, S.Si, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik serta masukan .
5. Ayahanda dan Ibunda tercinta, nenekku dan masku Syafi'ih yang selalu memberikan dorongan moril.
6. Sahabat-sahabatku Mas Jo, Anang, Yetie, Dwi, Tn. Yogi, Luk uluk, Bagus, O'ok, Yati, Kole', Kondang, Sari, Mbak Holi, Lusi, Fitri, Indro' dan semua teman-teman seperjuangan Matematika'99 atas dukungannya dan jangan menyerah, kesuksesan menanti kita.
7. Rental "ATHENA" dan "POJOK" atas bantuannya.
8. Semua pihak yang membantu penulis hingga terselesaikannya skripsi ini.

Kritik dan saran yang sifatnya membangun dari pembaca sangat penulis harapkan sehingga dapat memberi konstribusi berarti bagi kemajuan ilmu pengetahuan khususnya bidang Statistika.

Jember, Oktober 2003

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GRAFIK

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi merupakan suatu metode statistika untuk membuat model peramalan dan menyelidiki bentuk hubungan dari satu variabel respon dengan satu atau lebih variabel bebas. Salah satu asumsi penting dalam analisis regresi adalah bahwa variabel-variabel bebas dalam model tidak saling berkorelasi, dengan demikian tidak terjadi multikolinearitas diantara variabel-variabel bebas tersebut (Gaspersz,1991).

Adanya multikolinearitas antara variabel bebas akan menjadi masalah dalam menduga parameter. Sebagai ilustrasi adanya masalah multikolinearitas dalam kehidupan sehari-hari, misalnya menganalisis hubungan antara pendapatan (X_1) dan kekayaan (X_2) terhadap konsumsi (**Y**). Masalah multikolinearitas muncul karena antara pendapatan (X_1) dan kekayaan (X_2) memiliki korelasi yang tinggi. Bagi mereka yang pendapatannya tinggi, kekayaannya juga tinggi, demikian sebaliknya. Hal itu menyebabkan sulit menentukan berapa besar variabel bebas (X_1 atau X_2) mempengaruhi konsumsi (**Y**) secara terpisah karena adanya korelasi yang tinggi.

Dari ilustrasi tentang multikolinearitas diatas, penggunaan metode kuadrat terkecil biasa (*Ordinary Least Square Method*) menjadi tidak tepat lagi karena meskipun penduga yang dihasilkan adalah tidak bias, namun variansnya sangat besar. Terdapat beberapa cara dalam menghadapi masalah multikolinearitas, antara lain penggunaan metode regresi terbaik (Triwinasis, 2003), dengan mencari tambahan data baru, penerapan analisis komponen utama (Andriyani, 2003), membuang variabel yang menyebabkan multikolinearitas misalnya penggunaan regresi gulud (*Ridge Regression*), dan menggabung variabel yaang berkorelasi menjadi satu variabel bebas.

Dalam penelitian ini akan digunakan analisis regresi gulud (*Ridge Regression*) yang merupakan pendugaan yang berbias. Dalam menggunakan pendugaan yang bias, pada dasarnya kita bersedia menerima sejumlah bias tertentu dalam dugaan agar varians dugaan dapat diperkecil. Regresi gulud merupakan salah satu teknik analisis regresi yang digunakan untuk mengatasi masalah tingginya korelasi antara variabel-variabel bebas. Pada dasarnya pendekatan regresi gulud adalah mencoba membangun penduga alternatif yang mempunyai nilai kuadrat tengah galat yang lebih kecil daripada nilai kuadrat tengah galat dalam metode kuadrat terkecil biasa. Regresi gulud digunakan untuk penyeleksian variabel sehingga diperoleh variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit dan saling ortogonal, serta model regresi yang dihasilkan diharapkan tidak mengandung multikolinearitas lagi.

1.2 Permasalahan

Beberapa permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini antara lain:

1. bagaimana cara mendeteksi data yang variabel bebasnya mengandung multikolinearitas pada regresi linier berganda?
2. bagaimana mengatasi data yang variabel bebasnya mengandung multikolinearitas pada regresi linier berganda menggunakan regresi gulud?

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini antara lain:

1. mengetahui cara mendeteksi data yang variabel bebasnya mengandung multikolinearitas pada regresi linier berganda;
2. mengatasi multikolinearitas pada regresi linier berganda menggunakan regresi gulud.

1.3 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat bagi pengguna regresi secara umum sebagai salah satu metode perbaikan dalam mengatasi masalah multikolinearitas yang terdapat pada variabel bebasnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Regresi Linier Berganda

Misal hubungan antara variabel respon (**Y**) dan variabel bebas (**X**) dirumuskan sebagai model linier, yaitu sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} \cdots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \qquad (2.1)$$

Persamaan (2.1) disebut dengan model regresi linier berganda

dengan Y_i adalah variabel respon dengan i =1,2,...,n;

X_i adalah variabel bebas;

β_j adalah koefisien regresi yang tidak diketahui dengan j=0,1,2,...,k;

ε_i adalah galat.

Menurut Draper dan Smith (1992), asumsi-asumsi yang perlu dipenuhi dalam model regresi linier berganda adalah sebagai berikut:

1. ε_i merupakan suatu variabel random dengan mean sama dengan nol dan varians konstan, yang dinyatakan sebagai berikut:

$$\varepsilon_i \sim NID\left(0, \sigma^2\right)$$

2. ε_i dan ε_j tidak berkorelasi untuk $i \neq j$, yaitu:

$$Cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$$

3. tidak terjadi multikolinearitas antara variabel bebas X_1, X_2, ...,X_k.

Persamaan (2.1) dapat ditulis dalam notasi matriks, yaitu sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \qquad (2.2)$$

dengan

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nk} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Y adalah vektor pengamatan berordo ($n \times 1$), **X** adalah matriks variabel bebas berordo ($n \times (k+1)$), $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor koefisien regresi berordo ($(k+1) \times 1$), dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah vektor variabel random berordo ($n \times 1$) (Montgomery dan Peck,1991).

2.2 Estimasi Koefisien Regresi dengan Metode Kuadrat Terkecil

Persamaan (2.1) dapat ditulis dalam bentuk sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} \cdots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i$$

$$= \beta_0 + \sum_{j=1}^{k} \beta_j X_{ik} + \varepsilon_i \text{, dengan } i=1,2,\ldots,n \qquad (2.3)$$

Menurut Montgomery dan Peck (1991), fungsi dari metode kuadrat terkecil adalah dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat sebagai berikut:

$$\mathrm{S}(\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_k) = \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left(Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{k} \beta_j X_{ij} \right)^2 \qquad (2.4)$$

Selanjutnya menurunkan fungsi kuadrat terkecil S koefisien regresi $\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_k$ dan disamakan dengan nol.

$$\left. \frac{\partial S}{\partial \beta_0} \right|_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \cdots, \hat{\beta}_k} = -2 \sum_{i=1}^{n} \left(Y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^{k} \hat{\beta}_j X_{ij} \right) = 0$$

dan

$$\left. \frac{\partial S}{\partial \beta_j} \right|_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \cdots, \hat{\beta}_k} = -2 \sum_{i=1}^{n} \left(Y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^{k} \hat{\beta}_j X_{ij} \right) X_{ij} = 0, \quad j=0,1,2,\ldots,k \qquad (2.5)$$

Dari persamaan (2.5) diperoleh suatu persamaan yang disebut dengan persamaan normal kuadrat terkecil yaitu sebagai berikut:

$$
\begin{aligned}
&n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1\sum_{i=1}^{n}X_{i1} + \hat{\beta}_2\sum_{i=1}^{n}X_{i2} + \cdots + \hat{\beta}_k\sum_{i=1}^{n}X_{ik} = \sum_{i=1}^{n}Y_i \\
&\hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n}X_{i1} + \hat{\beta}_1\sum_{1=1}^{n}X_{i1}^2 + \hat{\beta}_2\sum_{i=1}^{n}X_{i1}X_{i2} + \cdots + \hat{\beta}_k\sum_{i=1}^{n}X_{i1}X_{ik} = \sum_{i=1}^{n}X_{i1}Y_i \\
&\quad\vdots \qquad\quad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \\
&\hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n}X_{ik} + \hat{\beta}_1\sum_{i=1}^{n}X_{ik}X_{i1} + \hat{\beta}_2\sum_{i=1}^{n}X_{ik}X_{i2} + \cdots + \hat{\beta}_k\sum_{i=1}^{n}X_{ik}^2 = \sum_{i=1}^{n}X_{ik}Y_i
\end{aligned}
\tag{2.6}
$$

Persamaan (2.6) dapat ditulis dalam bentuk matriks yaitu sebagai berikut:

$$\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} \tag{2.7}$$

dengan

$$
\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X} = \begin{bmatrix}
n & \sum_{i=1}^{n}X_{i1} & \sum_{i=1}^{n}X_{i2} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}X_{ik} \\
\sum_{i=1}^{n}X_{i1} & \sum_{i=1}^{n}X_{i1}^2 & \sum_{i=1}^{n}X_{i1}X_{i2} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}X_{i1}X_{ik} \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
\sum_{i=1}^{n}X_{ik} & \sum_{i=1}^{n}X_{ik}X_{i1} & \sum_{i=1}^{n}X_{ik}X_{i2} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}X_{ik}^2
\end{bmatrix},
$$

$$
\hat{\boldsymbol{\beta}} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_k \end{bmatrix}, \qquad
\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n}Y_i \\ \sum_{i=1}^{n}X_{i1}Y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{n}X_{ik}Y_i \end{bmatrix}
$$

Persamaan (2.7) merupakan persamaan normal yang identik dengan persamaan (2.6). Jika $\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}$ tidak singular atau mempunyai invers, maka persamaan (2.7) dapat diselesaikan yaitu dengan mengalikan kedua ruas dengan $(\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X})^{-1}$ dan solusi dari penduga kuadrat terkecil dari $\boldsymbol{\beta}$ pada persamaan (2.7) adalah sebagai berikut:

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

dan

$$\text{var}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2\,(\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X})^{-1} \tag{2.8}$$

2.3 Interval Konfidensi pada Koefisien Regresi

Dengan σ^2 yang tidak diketahui nilainya dan menggunakan asumsi sebelumnya yaitu $\varepsilon_i \sim NID(0,\sigma^2)$, statistik uji t dengan derajat bebas n-k-1, yaitu sebagai berikut:

$$t = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 C_{jj}}} \quad j=0,1,2,...,k$$

dengan $\hat{\sigma}^2$ adalah penduga dari varians galat yang diperoleh dari kuadrat tengah galat *KTG* (*KTG*=$\hat{\sigma}^2$) dan C_{jj} adalah elemen diagonal ke j dari matriks $(\mathbf{X}^\mathbf{T}\mathbf{X})^{-1}$. Selang kepercayaan (interval konfidensi) 100(1-α)% bagi koefisien regresi β_j, j=0,1,2,...,k adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_j - t_{(\alpha/2, n-k-1)} se(\hat{\beta}_j) \leq \beta_j \leq \hat{\beta}_j + t_{(\alpha/2, n-k-1)} se(\hat{\beta}_j)$$

dengan $se(\hat{\beta}_j) = \sqrt{\hat{\sigma}^2 C_{jj}}$ disebut standar galat koefisien regresi $\hat{\beta}_j$ (Montgomery dan Peck, 1991).

2.4 Pengujian Hipotesis

2.4.1 Pengujian Koefisien Regresi Secara Simultan

Pengujian ini digunakan untuk kecocokan model dengan menentukan apakah ada hubungan linier antara variabel respon **Y** dengan variabel bebas X_1, X_2, ...,X_k. Hipotesis dari pengujian secara simultan koefisien regresi adalah:

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$

H_1 :Minimal ada satu j sehingga $\beta_j \neq 0$, j=1,2,…,k

Penolakan $H_0 : \beta_j = 0$ menunjukkan bahwa minimal ada satu variabel bebas X_1, X_2, ...,X_k yang mendukung signifikansi dalam model. Daerah penolakan untuk H_0 adalah sebagai berikut:

$$F > F_{\alpha,k,n-k-1}$$

Jumlah kuadrat total (*JKT*) merupakan penjumlahan dari jumlah kuadrat regresi (*JKR*) dan jumlah kuadrat galat (*JKE*) atau dapat ditulis:

$$JKT = JKR + JKG \tag{2.9}$$

dengan

$$JKT = \sum_{i=1}^{n} Y_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n} = \mathbf{Y}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n}$$

$$JKG = \mathbf{Y}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y}$$

$$= \mathbf{Y}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n} + \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y}$$

$$= \mathbf{Y}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n} - \left(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n}\right)$$

$$= JKT - JKR$$

sehingga didapatkan:

$$JKR = \hat{\boldsymbol{\beta}}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n},$$

$$JKT = \mathbf{Y}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} Y_i\right)^2}{n}, \text{ dan}$$

$$JKG = \mathbf{Y}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} \tag{2.10}$$

Uji statistik yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$F = \frac{KTR}{KTG} = \frac{JKR/k}{JKG/(n-k-1)} \tag{2.11}$$

Pengujian secara simultan koefisien regresi linier berganda dapat diberikan secara ringkas dalam tabel analisis ragam sebagai berikut:

Tabel 2.1 Analisis Ragam Regresi Linier Berganda

Sumber keragaman	Jumlah Kuadrat	Derajat bebas	Kuadrat Tengah	F hitung
Regresi	JKR	k	$KTR = JKR/k$	$\frac{KTR}{KTG}$
Galat	JKG	$n-k-1$	$KTG = JKG/(n-k-1)$	
Total	JKT	n-1		

2.4.2 Pengujian Hipotesis Koefisien Regresi Secara Individu

Dengan mengasumsikan bahwa $\varepsilon_i \sim NID(0,\sigma^2)$, dapat menggunakan uji t untuk menguji suatu hipotesis mengenai koefisien regresi secara individu. Hipotesis untuk uji koefisien regresi secara individu adalah sebagai berikut:

$H_0 : \beta_j = 0$

$H_1 : \beta_j \neq 0 \quad j$=0,1,2,…,$k$

Uji statistik yang digunakan adalah:

$$t_0 = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} = \frac{\hat{\beta}_j}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 C_{jj}}} \tag{2.12}$$

dengan C_{jj} adalah unsur diagonal $(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}$ yang bersesuaian dengan $\hat{\beta}_j$. Jika H_0 tidak ditolak maka variabel bebas X_j dapat dikeluarkan dari model. Daerah penolakan H_0 adalah sebagai berikut:

$$|t_0| > t_{\alpha/2, n-k-1}$$

dengan

n = jumlah pengamatan

k = jumlah variabel bebas yang ada dalam model

(Mendelhall dan Sincich, 1996)

2.5 Koefisien Determinasi

Koefisien determinasi berganda R^2 digunakan untuk mengukur proporsi keragaman total dalam variabel tak bebas **Y** yang dapat dijelaskan oleh persamaan regresi.

Koefisien determinasi berganda (R^2) didefinisikan sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} \tag{2.13}$$

Menurut Sembiring (1995), makin dekat R^2 dengan 1 makin baik kecocokan data dengan model dan sebaliknya, makin dekat R^2 dengan 0 makin jelek kecocokan data dengan model.

2.6 Multikolinearitas

Multikolinearitas dikatakan ada ketika terdapat 2 atau lebih variabel bebas yang digunakan dalam regresi saling berkorelasi (Mendelhall dan Sincich, 1996). Jika terdapat multikolinearitas antar variabel bebas X_1, X_2, ...,X_k yang terjadi secara sempurna, maka koefisien regresi menjadi tak tentu dan standard galat menjadi tak terhingga. Jika terdapat multikolinearitas antar variabel bebas X_1, X_2, ...,X_k yang terjadi secara tidak sempurna, maka koefisien regresi dapat ditentukan nilainya namun standard galat yang didapatkan besar. Adanya multikolinearitas yang tinggi tidak memungkinkan melihat pengaruh variabel bebas terhadap variabel respon secara terpisah (Gujarati, 1992).

Akibat adanya multikolinearitas yang tinggi antar variabel bebas X_1, X_2, ...,X_k antara lain (Gaspersz, 1991):

1. varians dan kovarians penduga kuadrat terkecil menjadi lebih besar,
2. standard galat yang besar menyebabkan selang kepercayaan bagi parameter menjadi lebih besar,
3. nilai statistik t yang tidak nyata,
4. nilai R^2 yang tinggi namun beberapa nilai statistik t tidak nyata.

Salah satu cara yang digunakan dalam mendeteksi adanya multikolinearitas dengan menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). *Variance Inflation Factor* (VIF) didefinisikan sebagai berikut:

$$\mathrm{VIF}_j = \frac{1}{1-R_j^2} \tag{2.14}$$

VIF merupakan unsur-unsur diagonal utama matriks korelasi $\mathbf{C}= (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}$ dengan R_j^2 merupakan koefisien determinasi yang didapat dari variabel bebas X_j diregresikan terhadap k variabel bebas lain. Jika X_j tidak berkorelasi dengan variabel bebas lain, maka R_j^2 akan bernilai kecil dan VIF_j mendekati satu. Sebaliknya, jika X_j mempunyai korelasi dengan variabel bebas lain, maka R_j^2 akan mendekati satu dan VIF_j menjadi besar nilainya. Jika nilai dari VIF_j lebih dari 10, maka ini menunjukkan bahwa data mengalami masalah multikolinearitas (Montgomery dan Peck, 1991).

2.7 Regresi Gulud (*Ridge Regression*)

Regresi gulud merupakan salah satu metode regresi yang digunakan ketika variabel bebas (X) mengalami multikolinearitas. Penduga yang dihasilkan dari regresi gulud adalah bias namun mempunyai kuadrat tengah galat yang lebih kecil daripada metode kuadrat terkecil yang biasa. Variabel bebas **X** dan variabel respon **Y** dalam regresi gulud menggunakan variabel-variabel yang sudah dibakukan.

Pembakuan matriks $\mathbf{X}^*$ diluar konstanta didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij}^* - \bar{X}^*}{S_j} \qquad i = 1,2,\ldots,n \text{ dan } j = 1,2,\ldots,k$$

dengan

$$S_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_{ij}^* - \bar{X}^*\right)^2}{n-1}$$

S_j adalah standard deviasi dari variabel bebas ke i

Z_{ij} adalah variabel bebas (X) yang dibakukan

X_{ij}^* adalah variabel bebas ke i

$\bar{X}_j^*$ adalah rata-rata variabel bebas kolom ke j

n adalah banyak pengamatan

Pembakuan matriks **Y** yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\mathbf{y}_i = \frac{Y_i - \overline{Y}}{S_y} \qquad i = 1,2,\ldots,n$$

dengan

$$S_y^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \overline{Y}\right)^2}{n-1}$$

S_y adalah standar deviasi dari variabel respon

$\mathbf{y}_j$ adalah variabel respon yang dibakukan

Y_i adalah variabel respon ke i

$\overline{Y}$ adalah rata-rata variabel respon

n adalah banyak pengamatan

Penduga yang berbias untuk koefisien regresi $\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_k$ dari persamaan (2.1) dinyatakan dengan $\hat{\beta}_R$ dan disebut penduga gulud yang dirumuskan:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z} + l\mathbf{I})^{-1}\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{y} \tag{2.15}$$

dengan $l \geq 0$ adalah konstanta yang dipilih, disebut sebagai parameter bias, **Z** adalah matriks **X** yang dibakukan dan **y** adalah vektor **Y** yang dibakukan.

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\beta}}_R &= (\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z} + l\mathbf{I})^{-1}\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{y} \\ &= (\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z} + l\mathbf{I})^{-1}\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z}\hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \mathbf{Z}_l\hat{\boldsymbol{\beta}} \end{aligned} \tag{2.16}$$

Nilai harapan $E(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) = E(\mathbf{Z}_l\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \mathbf{Z}_l\hat{\boldsymbol{\beta}}$

Matriks varians-kovarians dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ adalah sebagai berikut:

$$\mathrm{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) = \sigma^2(\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z} + l\mathbf{I})^{-1}(\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z})(\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z} + l\mathbf{I})^{-1} \tag{2.17}$$

Jejak gulud (*ridge trace*) adalah plot atau gambar antara unsur-unsur $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ dengan konstanta l, $0 \leq l \leq 1$. Jika terdapat multikolinearitas yang tinggi, maka ketidakstabilan koefisien regresi akan terlihat nyata dari jejak gulud dengan perubahan nilai l yang kecil. Pada beberapa nilai l, penduga gulud akan menunjukkan kestabilan.

Salah satu cara dalam memilih konstanta l dirumuskan dengan:

$$l = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\boldsymbol{\beta}}^T\hat{\boldsymbol{\beta}}} \tag{2.18}$$

dengan p banyaknya parameter tanpa $\hat{\beta}_0$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ dan $\hat{\sigma}^2$ diperoleh dari solusi kuadrat terkecil. Iterasi dari konstanta l adalah sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} \rightarrow l_0 = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\boldsymbol{\beta}}^T\hat{\boldsymbol{\beta}}}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(l_0) \rightarrow l_1 = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\boldsymbol{\beta}}_R^{\,T}(l_0)\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(l_0)}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(l_1) \rightarrow l_2 = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\boldsymbol{\beta}}_R^{\,T}(l_1)\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(l_1)}$$

$$\vdots$$

dst

Perubahan relatif l_j digunakan untuk membatasi langkah, yang dirumuskan:

$$\frac{l_{j+1} - l_j}{l_j} > 20\ \mathrm{T}^{-1.3} \tag{2.19}$$

dengan $\mathrm{T}=\mathrm{Trace}(\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X})^{-1}/p$. Jika persamaan (2.19) dipenuhi maka iterasi akan berlanjut, dan sebaliknya jika persamaan (2.19) tidak dipenuhi maka diambil nilai l yang lain. Pengujian koefisien regresi $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ baik secara simultan maupun individual sama dengan pengujian menggunakan metode kuadrat terkecil.

Jejak gulud dapat digunakan sebagai petunjuk dalam seleksi variabel. Aturan untuk mengeluarkan variabel bebas dari model penuh antara lain:

1. mengeluarkan variabel bebas yang stabil namun mempunyai kekuatan prediksi yang kecil, artinya variabel bebas dengan koefisien yang dibakukan kecil;
2. mengeluarkan variabel bebas dengan koefisien tidak stabil yang tidak berpengaruh dalam meramalkan artinya koefisien tidak stabil yang menuju ke nol;

3. mengeluarkan satu atau lebih variabel sisa yang mempunyai koefisien yang tidak stabil.

Dengan mengeluarkan beberapa variabel bebas dari model, jejak gulud akan lebih stabil daripada ketika semua variabel bebas dimasukkan yang berarti bahwa dengan naiknya nilai l, koefisien regresi tidak berubah secara berlebihan. Dengan menggunakan variabel bebas yang jumlahnya lebih sedikit, dilakukan pengujian untuk keortogonalan dari variabel-variabel bebas tersebut sehingga masalah multikolinearitas tidak ada lagi. Pengeplotan $(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R{}^{\mathbf{T}}(l)\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(l))$ dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}^T\hat{\boldsymbol{\beta}}/(1+l)^2$ terhadap l, dengan $(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R{}^{\mathbf{T}}(l)\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(l))$ adalah panjang kuadrat dari koefisien regresi gulud dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ merupakan penduga kuadrat terkecil. Jika kedua grafik tersebut adalah identik, maka menunjukkan variabel bebas saling ortogonal.

BAB III
METODOLOGI

3.1. Metode Pengumpulan Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini ada dua, yaitu data simulasi dan data riil.

3.1.1. Data Simulasi

Data simulasi dibangkitkan melalui komputer menggunakan program S Plus dengan variabel respon **Y** dan variabel bebas **X**, yang diasumsikan berdistribusi normal dan variabel bebasnya mengandung multikolinearitas.

3.1.2. Data Riil

Data riil berasal dari skripsi Fitrias (1998) yang berjudul "Faktor-faktor Sosial Ekonomi terhadap Pendapatan Petani Pisang Peserta Kuba (Kelompok Usaha Bersama Agribisnis)" Fakultas Pertanian Jurusan Sosial Ekonomi Pertanian/Agribisnis. Penelitian ini dilakukan di Kecamatan Ajung Kabupaten Jember. Dalam skripsinya, Fitrias belum memperhatikan ada tidaknya masalah multikolinearitas.

Variabel-variabel yang digunakan dalam menganalisa data pada penelitan ini adalah variabel respon **Y** dan variabel bebas **X**, yaitu:

- variabel respon **Y**

  Y= pendapatan (Rupiah)
- variabel bebas **X**

  CX_1= umur (Tahun)

  CX_2= pendidikan formal

  CX_3= jumlah anggota keluarga

  CX_4= luas lahan (Ha)

  CX_5= biaya produksi (Rupiah)

  CX_6= produksi

  CX_7= harga jual (Rupiah)

3.2 Metode Pengolahan Data

Untuk mencapai tujuan penelitian, digunakan bantuan program komputer yaitu program Minitab, S Plus dan Excel. Langkah-langkah dalam menganalisis data penelitian adalah sebagai berikut:

1. menganalisis semua data menggunakan metode kuadrat terkecil biasa (*Ordinary Least Square Method*), terutama mendeteksi adanya multikolinieritas antar variabel bebas dengan menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika nilai dari VIF lebih dari 10, maka data mengalami masalah multikolinearitas.
2. menganalisis data dengan menggunakan regresi gulud dengan semua variabel bebas:
   - menentukan konstanta l dengan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ dan $\hat{\sigma}^2$ dari matriks **X** dan **Y** yang dibakukan;
   - menentukan nilai koefisien regresi

     $$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{Z} + l\mathbf{I})^{-1}\mathbf{Z}^{\mathbf{T}}\mathbf{y}$$

   - menguji koefisien regresi $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ baik secara simultan atau individual dengan menggunakan pengujian metode kuadrat terkecil,
   - menentukan jejak gulud antara $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ dengan l.
3. menyeleksi variabel bebas yang menyebabkan multikolinearitas dengan membuang satu atau lebih variabel bebas.
4. menganalisis data dengan regresi gulud menggunakan variabel bebas yang sudah diseleksi seperti langkah (2).
5. mengeplot $(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R{}^{\mathbf{T}}(l)\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(l))$ dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}^T\hat{\boldsymbol{\beta}}/(1+l)^2$ terhadap l untuk membandingkan keortogonalan variabel bebas.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

1. Multikolinearitas dideteksi menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). Nilai VIF lebih besar dari 10 menunjukkan adanya masalah multikolinearitas dan perlu diselesaikan.
2. Analisis regresi gulud merupakan salah satu metode regresi dari beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah multikolinearitas. Dari hasil simulasi, regresi gulud baik digunakan pada data yang variabel bebasnya mengandung multikolinearitas yang tinggi.

5.2 Saran

Dari hasil penelitian, diharapkan ada yang melanjutkan penelitian tentang multikolinearitas dengan menggunakan metode yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

Andriyani, V.D., 2003, *Penggunaan Analisis Komponen Utama untuk Mengatasi Multikolinearitas dalam Analisis Regresi Linier Berganda*. Skripsi, Jember: MIPA Jember.

Draper N. dan Smith H., 1992, *Analisis Regresi Terapan* (*Terjemahan*), Edisi ke-2, Alih Bahasa Bambang Sumantri, Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.

Fitrias T., 1998, *Pengaruh Faktor-faktor Sosial Ekonomi Terhadap Pendapatan Petani Pisang Peserta Kuba* (*Kelompok Usaha Bersama Agribisnis*). Skripsi, Jember: Pertanian Jember.

Gaspersz V., 1991, *Ekonometri Terapan I*, Bandung: Tarsito Bandung.

Gujarati D., 1992, *Ekonometri Dasar (Terjemahan)*, Edisi Ke-2, Alih Bahasa Zeinn, S, Jakarta: Erlangga.

Mendelhall W. and Sincich T., 1996, *A Second Course In Statistics Regression Analysis*, 5th, New Jersey.

Montgomery D.C. & Peck E.A., 1991, *Introduction to Linear Regression Analysis*, New York: John Willey & Sons, 2nd edition.

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

Triwinasis, A., 2003, *Pemilihan Model Regresi Terbaik dengan Metode Regresi Semua Kemungkinan, Metode Eliminasi Langkah Mundur dan Metode Regresi Bertatar*. Skripsi, Jember: MIPA Jember.

Lampiran 1
Data Simulasi 1 (Multikolinearitas Sempurna)

```
# SIMULASI SEMPURNA
n_20
k_4
x_matrix(1,n,k+1)
x[,2]_c(abs(round(rnorm(n,10,1.9))))
epsilon_rnorm(n,0,0.5)
x[,3]_2*x[,2]
x[,4]_c(abs(round(rnorm(n,15,1))))
x[,5]_c(abs(round(rnorm(n,20,1.3))))
beta_matrix(0,k+1,1)
beta[,1]_c(1,4,3,2,1.5)
myu_x%*%beta
y_matrix(0,k+1,1)
beta[,1]_c(1,4,3,2,1.5)
print(x)
print(y)
beta.hat_solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
print(beta.hat)
```

Lampiran 2
Data Simulasi 1 (Multikolinearitas Tinggi)

```
# SIMULASI TINGGI
n_20
k_4
x_matrix(1,n,k+1)
x[,2]_c(abs(round(rnorm(n,10,1.9))))
epsilon_rnorm(n,0,0.4)
x[,3]_2*x[,2]+epsilon
x[,3]_(abs(round(x[,3])))
x[,4]_c(abs(round(rnorm(n,15,1))))
x[,5]_c(abs(round(rnorm(n,20,0.9))))
beta_matrix(0,k+1,1)
beta[,1]_c(1,4,3,2,1.5)
myu_x%*%beta
y_matrix(0,n,1)
y[,1]_c(round(rnorm(n,myu,2)))
print(x)
print(y)
beta.hat_solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
print(beta.hat)
```

Lampiran 3
Konstanta *l* dan Nilai T

```
#Konstanta 10
beta_c(0.466,0.553,0.0822,0.0056)
r_t(beta)%*%beta
print(r)
p_4
#phi2=kte
phi2_0.00027
l_(p*phi2)/r
print(l)
lx_sqrt(l)
print(lx)

#Konstanta 11
beta_c(0.489,0.529,0.0819,0.0060)
r_t(beta)%*%beta
print(r)
p_4
#phi2=kte
phi2_0.00032
l_(p*phi2)/r
print(l)
lx_sqrt(l)
print(lx)

#NILAI T
options(echo=F,digits=9)
n_20
k_4
p_4
x_matrix(l,n,k)
x[,1]_c(-0.189629,0.074971,-0.101430,-
    0.189629,0.251369,0.251369,0.339569,-0.189629,-0.013230,0.427769,-
    0.277829,0.251369,-0.101430,-0.101430,0.163170,-0.101430,0.251369,-
    0.189629,-0.277829,-0.277829)
x[,2]_c(-0.184680,0.079148,-0.096737,-
    0.184680,0.255034,0.211062,0.342976,-0.184680,-0.008794,0.430919,-
    0.316593,0.255034,-0.096737,-0.096737,0.167091,-0.096737,0.255034,-
    0.184680,-0.272622,-0.272622)
x[,3]_c(0.200117,-0.415628,-0.107755,-0.107755,-0.415628,-
    0.107755,0.200117,-0.107755,0.200117,-
    0.107755,0.200117,0.200117,0.200117,-0.107755,-0.415628,-
    0.107755,0.200117,0.200117,0.200117,0.200117)
x[,4]_c(-0.134839,0.539356,0.202259,-0.134839,0.202259,-0.134839,-
    0.134839,-0.134839,0.202259,-0.134839,-0.134839,-0.134839,-0.471937,-
    0.134839,0.202259,0.202259,0.202259,-0.134839,-0.134839,0.202259)
z_t(x)%*%x
print(z)
inv_solve(z)
print(inv)
tr_299.22055758 +299.844695348 +1.433857140 +1.381510050
print(Tr)
t_Tr/p
print(t)
10_0.002038685
11_0.002434823
l_(11-10)/10
print(l)
c_20*t^-1.3
print(c)
```

Lampiran 4
Analisis Data Simulasi 2 (Multikolinearitas Tinggi)

y	x1	x2	x3	x4
141	8	16	15	20
166	11	22	13	22
145	9	18	14	21
139	8	16	14	20
188	13	26	13	21
186	13	25	14	20
202	14	28	15	20
135	8	16	14	20
160	10	20	15	21
213	15	30	14	20
129	7	13	15	20
194	13	26	15	20
150	9	18	15	19
152	9	18	14	20
178	12	24	13	21
150	9	18	14	21
196	13	26	15	21
142	8	16	15	20
128	7	14	15	20
132	7	14	15	21

Regression Analysis: y versus x1; x2; x3; x4

The regression equation is
y = 7.3 + 4.83 x1 + 2.86 x2 + 2.98 x3 + 0.223 x4

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	7.28	25.47	0.29	0.779	
x1	4.827	3.303	1.46	0.165	299.2
x2	2.861	1.649	1.74	0.103	299.8
x3	2.9755	0.7982	3.73	0.002	1.4
x4	0.2226	0.8579	0.26	0.799	1.4

S = 2.165   R-Sq = 99.5%   R-Sq(adj) = 99.4%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	13749.9	3437.5	733.18	0.000
Residual Error	15	70.3	4.7		
Total	19	13820.2			

Matriks X dan Y dibakukan

Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4

The regression equation is
y1 = - 0.00000 + 0.466 z1 + 0.553 z2 + 0.0822 z3 + 0.0056 z4

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-0.000000	0.004119	-0.00	1.000	
z1	0.4655	0.3186	1.46	0.165	299.2
z2	0.5535	0.3189	1.74	0.103	299.8
z3	0.08221	0.02205	3.73	0.002	1.4
z4	0.00562	0.02165	0.26	0.799	1.4

S = 0.01842   R-Sq = 99.5%   R-Sq(adj) = 99.4%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	0.99491	0.24873	733.18	0.000
Residual Error	15	0.00509	0.00034		
Total	19	1.00000			

Ridge Analysis (l=0)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00000 + 0.466 z1 + 0.553 z2 + 0.0822 z3 + 0.0056 z4

Ridge Analysis (l=0.002038685)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00208 + 0.489 z1 + 0.529 z2 + 0.0819 z3 + 0.0060 z4

Ridge Analysis (l=0.002434823)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00227 + 0.491 z1 + 0.526 z2 + 0.0819 z3 + 0.0060 z4

Ridge Analysis (l=0.00251667963)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00231 + 0.492 z1 + 0.526 z2 + 0.0818 z3 + 0.0060 z4

Ridge Analysis (l=0.005)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00325 + 0.497 z1 + 0.519 z2 + 0.0814 z3 + 0.0062 z4

Ridge Analysis (l=0.01)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00459 + 0.501 z1 + 0.513 z2 + 0.0806 z3 + 0.0064 z4

Ridge Analysis (l=0.02)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00645 + 0.501 z1 + 0.507 z2 + 0.0788 z3 + 0.0067 z4

Ridge Analysis (l=0.03)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00785 + 0.500 z1 + 0.504 z2 + 0.0772 z3 + 0.0070 z4

Ridge Analysis (l=0.04)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00901 + 0.498 z1 + 0.501 z2 + 0.0755 z3 + 0.0073 z4

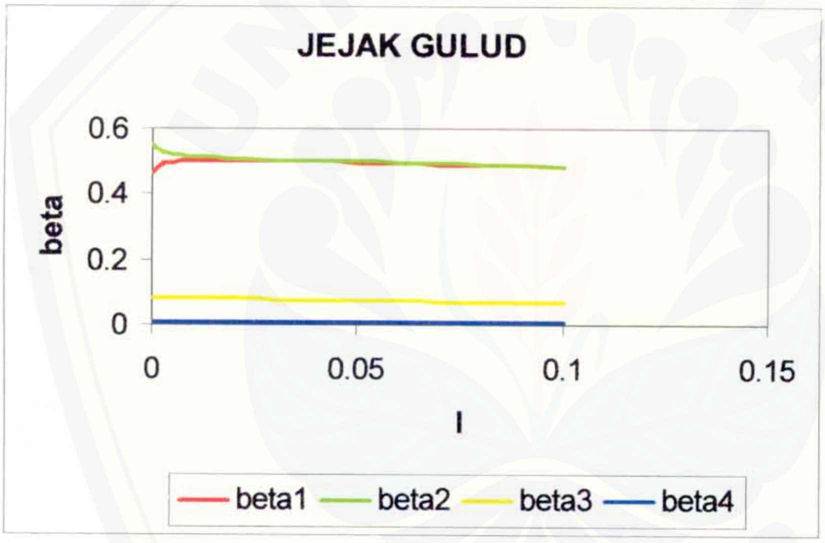
Ridge Analysis (l=0.05)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0100 + 0.496 z1 + 0.498 z2 + 0.0740 z3 + 0.0076 z4

Ridge Analysis (l=0.06)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0109 + 0.494 z1 + 0.495 z2 + 0.0724 z3 + 0.0079 z4

Ridge Analysis (l=0.07)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is

```
y1 = - 0.0117 + 0.491 z1 + 0.493 z2 + 0.0709 z3 + 0.0082 z4

Ridge Analysis (l=0.08)
```
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
```
The regression equation is
y1 = - 0.0125 + 0.489 z1 + 0.490 z2 + 0.0694 z3 + 0.0085 z4

Ridge Analysis (l=0.09)
```
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
```
The regression equation is
y1 = - 0.0131 + 0.487 z1 + 0.488 z2 + 0.0680 z3 + 0.0088 z4

Ridge Analysis (l=0.1)
```
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
```
The regression equation is
y1 = - 0.0138 + 0.484 z1 + 0.485 z2 + 0.0666 z3 + 0.0091 z4
```

Grafik Jejak Gulud Sebelum Diseleksi



Lampiran 5
Analisis Data Simulasi 2 (Multikolinearitas Tinggi)
Untuk Variabel Bebas yang Diseleksi

Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1

The regression equation is
y1_1 = - 0.00000 + 1.02 z1_1 + 0.0836 z3_1 + 0.0129 z4_1

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-0.000000	0.004370	-0.00	1.000	
z1_1	1.01739	0.02049	49.66	0.000	1.1
z3_1	0.08358	0.02339	3.57	0.003	1.4
z4_1	0.01286	0.02254	0.57	0.576	1.3

S = 0.01954   R-Sq = 99.4%   R-Sq(adj) = 99.3%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	0.99389	0.33130	867.51	0.000
Residual Error	16	0.00611	0.00038		
Total	19	1.00000			

Ridge Analysis (l=0)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00000 + 1.02 z1_1 + 0.0836 z3_1 + 0.0129 z4_1

Ridge Analysis (l=0.002038685)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00218 + 1.02 z1_1 + 0.0829 z3_1 + 0.0129 z4_1

Ridge Analysis (l=0.002434823)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00238 + 1.01 z1_1 + 0.0827 z3_1 + 0.0129 z4_1

Ridge Analysis (l=0.00251667963)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00242 + 1.01 z1_1 + 0.0827 z3_1 + 0.0129 z4_1

Ridge Analysis (l=0.005)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00340 + 1.01 z1_1 + 0.0818 z3_1 + 0.0129 z4_1

Ridge Analysis (l=0.01)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00478 + 1.01 z1_1 + 0.0801 z3_1 + 0.0130 z4_1

Ridge Analysis (l=0.02)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00568 + 0.996 z1_1 + 0.0768 z3_1 + 0.0132 z4_1

Ridge Analysis (l=0.03)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1

The regression equation is
y1_1 = - 0.00808 + 0.986 z1_1 + 0.0736 z3_1 + 0.0134 z4_1

Ridge Analysis (l=0.04)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0092 + 0.976 z1_1 + 0.0706 z3_1 + 0.0136 z4_1

Ridge Analysis (l=0.05)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0102 + 0.966 z1_1 + 0.0676 z3_1 + 0.0138 z4_1

Ridge Analysis (l=0.06)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0110 + 0.957 z1_1 + 0.0648 z3_1 + 0.0140 z4_1

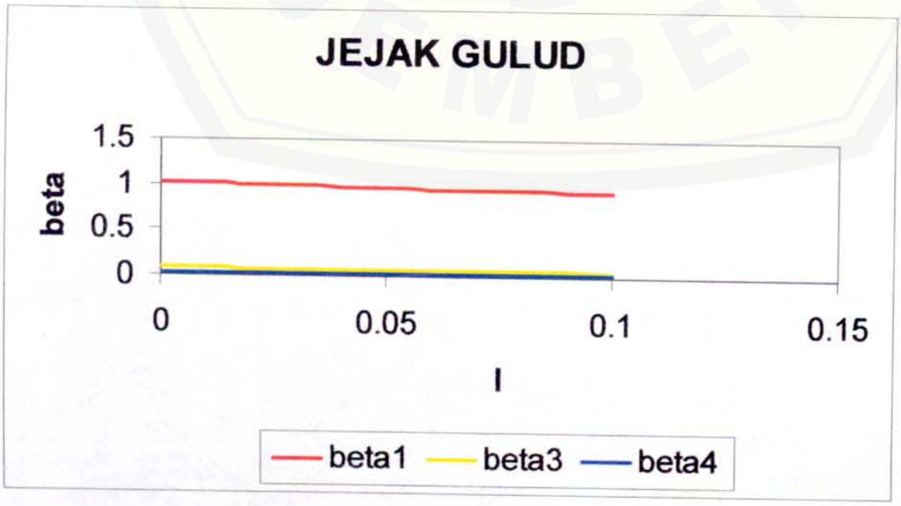
Ridge Analysis (l=0.07)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0118 + 0.948 z1_1 + 0.0621 z3_1 + 0.0142 z4_1

Ridge Analysis (l=0.08)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0124 + 0.938 z1_1 + 0.0594 z3_1 + 0.0145 z4_1

Ridge Analysis (l=0.09)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0131 + 0.929 z1_1 + 0.0569 z3_1 + 0.0147 z4_1

Ridge Analysis (l=0.1)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0136 + 0.921 z1_1 + 0.0544 z3_1 + 0.0150 z4_1

Grafik Jejak Gulud Sesudah Diseleksi



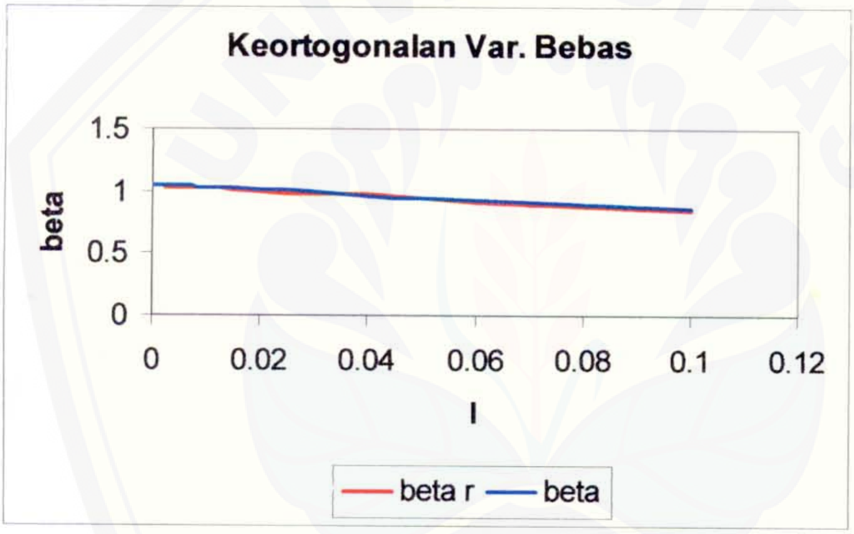
Lampiran 6
Keortogonalan Variabel Bebas

```
#ORTOGONAL SIMULASI2 SESUDAH DISELEKSI
#1
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0_t(br)%*%br
print(br0)
#2
br_c(1.02,0.0829,0.0129)
br0.002039_t(br)%*%br
print(br0.002039)
#3
br_c(1.01,0.0827,0.0129)
br0.002435_t(br)%*%br
print(br0.002435)
#4
br_c(1.01,0.0827,0.0129)
br0.002517_t(br)%*%br
print(br0.002517)
#5
br_c(1.01,0.0818,0.0129)
br0.05_t(br)%*%br
print(br0.05)
#6
br_c(1.01,0.0801,0.013)
br0.01_t(br)%*%br
print(br0.01)
#7
br_c(0.996,0.0768,0.0132)
br0.02_t(br)%*%br
print(br0.02)
#8
br_c(0.968,0.0736,0.0134)
br0.03_t(br)%*%br
print(br0.03)
#9
br_c(0.976,0.0706,0.0136)
br0.04_t(br)%*%br
print(br0.04)
#10
br_c(0.966,0.0676,0.0138)
br0.05_t(br)%*%br
print(br0.05)
#11
br_c(0.957,0.0648,0.014)
br0.06_t(br)%*%br
print(br0.06)
#12
br_c(0.948,0.0621,0.0142)
br0.07_t(br)%*%br
print(br0.07)
#13
br_c(0.938,0.0594,0.0145)
br0.08_t(br)%*%br
print(br0.08)
#14
br_c(0.929,0.0569,0.0147)
br0.09_t(br)%*%br
print(br0.09)
#15
br_c(0.921,0.0544,0.015)
```

```
br0.1_t(br)%*%br
print(br0.1)

#ORTOGONALM SIMULASI2 MKT
#1
l_0
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0)
#2
l_0.002039
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.002039_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.002039)
#3
l_0.002435
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.002435_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.002435)
#4
l_0.002517
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.002517_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.002517)
#5
l_0.05
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.05_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.05)
#6
l_0.01
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.01_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.01)
#7
l_0.02
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.02_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.02)
#8
l_0.03
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.03_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.03)
#9
l_0.04
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.04_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.04)
#10
l_0.05
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.05_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.05)
#11
l_0.06
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.06_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.06)
#12
l_0.07
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.07_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
```

```
print(br0.07)
#13
l_0.08
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.08_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.08)
#14
l_0.09
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.09_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.09)
#15
l_0.1
br_c(1.02,0.0836,0.0129)
br0.1_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.1)
```

Grafik Keortogonalan Variabel Bebas



Lampiran 7
Data Simulasi 3 (Multikolinearitas Sedang)

```
# MULTIKO. SEDANG
n_20
k_4
x_matrix(1,n,k+1)
x[,2]_c(abs(round(rnorm(n,10,1.6))))
epsilon_rnorm(n,0,3.3)
x[,3]_2*x[,2]+epsilon
x[,3]_(abs(round(x[,3])))
x[,4]_c(abs(round(rnorm(n,15,1))))
x[,5]_c(abs(round(rnorm(n,20,1.2))))
beta_matrix(0,k+1,1)
beta[,1]_c(1,4,3,2,1.5)
myu_x%*%beta
y_matrix(0,n,1)
y[,1]_c(round(rnorm(n,myu,0.9)))
print(x)
print(y)
beta.hat_solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
print(beta.hat)
```

Lampiran 8
Konstanta *l* dan Nilai T

```
#Konstanta 10
beta_c(0.42,0.663,0.13,0.113)
r_t(beta)%*%beta
print(r)
p_4
#phi2=kte
phi2_0.00012
l_(p*phi2)/r
print(l)
lx_sqrt(l)
print(lx)
#Konstanta 11
beta_c(0.42,0.663,0.13,0.113)
r_t(beta)%*%beta
print(r)
p_4
#phi2=kte
phi2_0.00011
l_(p*phi2)/r
print(l)
lx_sqrt(l)
print(lx)

#NILAI T
options(echo=F,digits=9)
n_20
k_4
p_4
x_matrix(l,n,k)
x[,1]_c(0.091120,-0.030373,-0.273360,0.091120,0.212613,0.091120,-
    0.151867,-0.637840,0.334106,0.212613,-0.151867,-
    0.030373,0.212613,0.334106,0.091120,-0.030373,-0.151867,0.091120,-
    0.151867,-0.151867)
x[,2]_c(0.146385,0.146385,-0.219577,0.085391,0.146385,-0.097590,-
    0.463552,-0.463552,0.085391,0.390360,0.024397,-
    0.158584,0.085391,0.207379,0.207379,0.268372,-0.097590,-
    0.036596,0.024397,-0.280571)
x[,3]_c(0.208629,0.398291,-0.170696,-0.170696,-0.170696,-
    0.360359,0.018966,0.018966,0.018966,-
    0.360359,0.208629,0.018966,0.018966,-0.360359,-
    0.170696,0.208629,0.018966,0.018966,0.208629,0.398291)
x[,4]_c(-0.127382,0.236567,0.054592,-0.127382,0.236567,-
    0.127382,0.236567,-0.127382,-0.491332,0.236567,0.054592,0.054592,-
    0.127382,0.236567,0.236567,-0.127382,0.236567,0.054592,-0.127382,-
    0.491332)
z_t(x)%*%x
print(z)
inv_solve(z)
print(inv)
tr_2.631348801+2.360966729+1.438216168+1.279045115
print(Tr)
t_Tr/p
print(t)
l0_0.00061954222
l1_0.000681496442
l_(l1-l0)/10
print(l)
c_20*t^-1.3
print(c)
```

Lampiran 9

Analisis Data Simulasi 3 (Multikolinearitas Sedang)

y	x1	x2	x3	x4
175	11	23	16	19
175	10	23	17	21
141	8	17	14	20
168	11	22	14	19
178	12	23	14	21
157	11	19	13	19
138	9	13	15	21
119	5	13	15	19
173	13	22	15	17
188	12	27	13	21
161	9	21	16	20
156	10	18	15	20
172	12	22	15	19
182	13	24	13	21
176	11	24	14	21
177	10	25	16	19
155	9	19	15	21
164	11	20	15	20
161	9	21	16	19
144	9	16	17	17

Regression Analysis: y versus x1; x2; x3; x4

The regression equation is

y = 3.22 + 3.83 x1 + 3.04 x2 + 1.85 x3 + 1.54 x4

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	3.221	5.487	0.59	0.566	
x1	3.8259	0.1627	23.52	0.000	2.6
x2	3.03572	0.07737	39.24	0.000	2.4
x3	1.8525	0.1878	9.87	0.000	1.4
x4	1.5445	0.1699	9.09	0.000	1.3

S = 0.8255   R-Sq = 99.8%   R-Sq(adj) = 99.8%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	5623.8	1405.9	2063.17	0.000
Residual Error	15	10.2	0.7		
Total	19	5634.0			

Matriks X dan Y dibakukan

Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4

The regression equation is

y1 = 0.00000 + 0.420 z1 + 0.663 z2 + 0.130 z3 + 0.113 z4

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	0.000000	0.002459	0.00	1.000	
z1	0.41954	0.01784	23.52	0.000	2.6
z2	0.66308	0.01690	39.24	0.000	2.4
z3	0.13012	0.01319	9.87	0.000	1.4
z4	0.11307	0.01244	9.09	0.000	1.3

S = 0.01100   R-Sq = 99.8%   R-Sq(adj) = 99.8%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	0.99818	0.24954	2063.17	0.000
Residual Error	15	0.00181	0.00012		
Total	19	0.99999			

Ridge Analysis (l=0)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = 0.00000 + 0.420 z1 + 0.663 z2 + 0.130 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.00061954222)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00137 + 0.420 z1 + 0.663 z2 + 0.130 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.000681496442)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00144 + 0.420 z1 + 0.663 z2 + 0.130 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.01)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00549 + 0.420 z1 + 0.656 z2 + 0.128 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.02)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00772 + 0.421 z1 + 0.650 z2 + 0.126 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.03)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.00940 + 0.421 z1 + 0.644 z2 + 0.125 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.04)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0108 + 0.421 z1 + 0.638 z2 + 0.123 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.05)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0120 + 0.420 z1 + 0.632 z2 + 0.121 z3 + 0.113 z4

Ridge Analysis (l=0.06)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0130 + 0.420 z1 + 0.626 z2 + 0.119 z3 + 0.113 z4

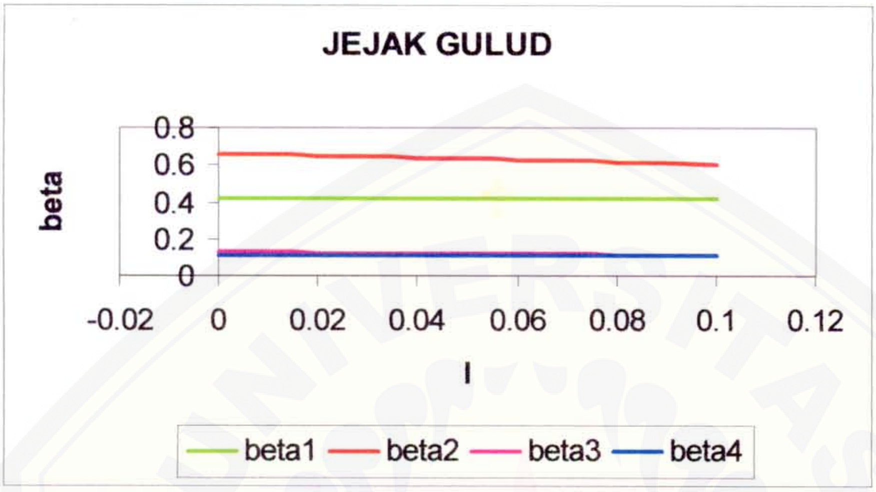
Ridge Analysis (l=0.07)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0140 + 0.420 z1 + 0.621 z2 + 0.117 z3 + 0.112 z4

Ridge Analysis (l=0.08)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0149 + 0.419 z1 + 0.616 z2 + 0.115 z3 + 0.112 z4

Ridge Analysis (l=0.09)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
The regression equation is
y1 = - 0.0157 + 0.418 z1 + 0.611 z2 + 0.114 z3 + 0.112 z4

```
Ridge Analysis (l=0.1)
```
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4
```
The regression equation is
y1 = - 0.0164 + 0.418 z1 + 0.606 z2 + 0.112 z3 + 0.112 z4
```

Grafik Jejak Gulud Sebelum Diseleksi



Lampiran 10
Analisis Data Simulasi 3 (Multikolinearitas Sedang)
untuk Variabel Bebas yang Diseleksi

Matriks X dan Y dibakukan
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1

The regression equation is
y1_1 = 0.0000 + 0.958 z2_1 - 0.0024 z3_1 + 0.0301 z4_1

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	0.00000	0.01465	0.00	1.000	
z2_1	0.95821	0.06743	14.21	0.000	1.1
z3_1	-0.00237	0.07106	-0.03	0.974	1.2
z4_1	0.03014	0.07107	0.42	0.677	1.2

S = 0.06553   R-Sq = 93.1%   R-Sq(adj) = 91.8%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	0.93129	0.31043	72.29	0.000
Residual Error	16	0.06870	0.00429		
Total	19	0.99999			

Ridge Analysis (l=0)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = 0.0000 + 0.958 z2_1 - 0.0024 z3_1 + 0.0301 z4_1

Ridge Analysis (l=0.00061954222)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0011 + 0.958 z2_1 - 0.0024 z3_1 + 0.0302 z4_1

Ridge Analysis (l=0.000681496442)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0011 + 0.958 z2_1 - 0.0024 z3_1 + 0.0303 z4_1

Ridge Analysis (l=0.01)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0042 + 0.949 z2_1 - 0.0031 z3_1 + 0.0318 z4_1

Ridge Analysis (l=0.02)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0060 + 0.939 z2_1 - 0.0039 z3_1 + 0.0334 z4_1

Ridge Analysis (l=0.03)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0072 + 0.930 z2_1 - 0.0047 z3_1 + 0.0350 z4_1

Ridge Analysis (l=0.04)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0083 + 0.921 z2_1 - 0.0054 z3_1 + 0.0365 z4_1

Ridge Analysis (l=0.05)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0092 + 0.912 z2_1 - 0.0061 z3_1 + 0.0379 z4_1

Ridge Analysis (l=0.06)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0100 + 0.904 z2_1 - 0.0068 z3_1 + 0.0393 z4_1

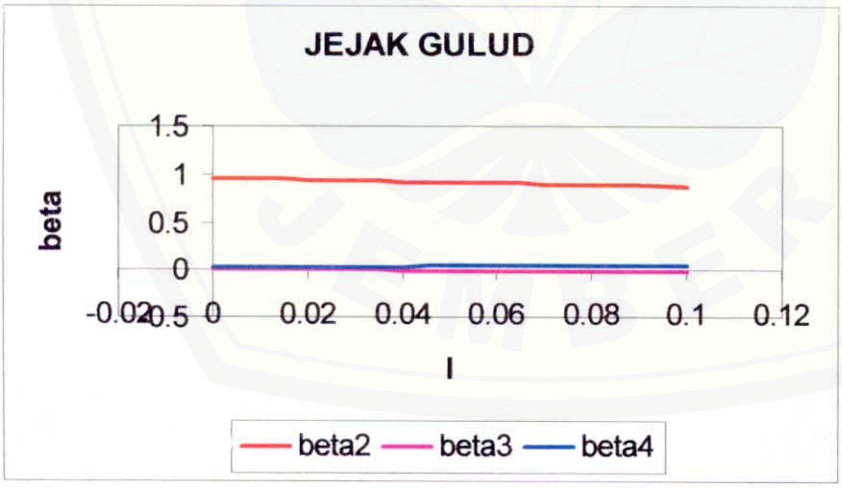
Ridge Analysis (l=0.07)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0107 + 0.895 z2_1 - 0.0074 z3_1 + 0.0406 z4_1

Ridge Analysis (l=0.08)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0113 + 0.887 z2_1 - 0.0081 z3_1 + 0.0418 z4_1

Ridge Analysis (l=0.09)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0119 + 0.879 z2_1 - 0.0087 z3_1 + 0.0430 z4_1

Ridge Analysis (l=0.1)
Regression Analysis: y1_1 versus z2_1; z3_1; z4_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.0125 + 0.871 z2_1 - 0.0093 z3_1 + 0.0442 z4_1

Grafik Jejak Gulud Sesudah Diseleksi



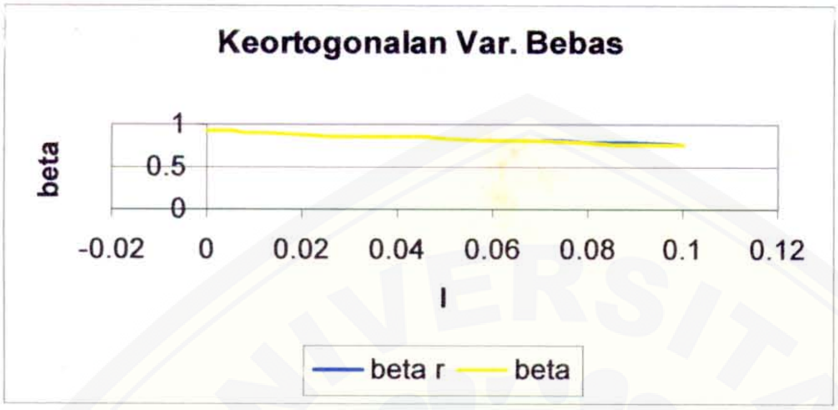
Lampiran 11
Keortogonalan Variabel Bebas

```
#ORTOGONAL SIMULASI3 SESUDAH DISELEKSI
#1
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0_t(br)%*%br
print(br0)
#2
br_c(0.958,-0.0024,0.0302)
br0.00062_t(br)%*%br
print(br0.00062)
#3
br_c(0.958,-0.0024,0.0303)
br0.000681_t(br)%*%br
print(br0.000681)
#4
br_c(0.949,-0.0031,0.0318)
br0.01_t(br)%*%br
print(br0.01)
#5
br_c(0.939,-0.0039,0.0334)
br0.02_t(br)%*%br
print(br0.02)
#6
br_c(0.93,-0.0047,0.035)
br0.03_t(br)%*%br
print(br0.03)
#7
br_c(0.921,-0.0054,0.0365)
br0.04_t(br)%*%br
print(br0.04)
#8
br_c(0.912,-0.0061,0.0379)
br0.05_t(br)%*%br
print(br0.05)
#9
br_c(0.904,-0.0068,0.0393)
br0.06_t(br)%*%br
print(br0.06)
#10
br_c(0.895,-0.0074,0.0406)
br0.07_t(br)%*%br
print(br0.07)
#11
br_c(0.887,-0.0081,0.0418)
br0.08_t(br)%*%br
print(br0.08)
#12
br_c(0.879,-0.0087,0.043)
br0.09_t(br)%*%br
print(br0.09)
#13
br_c(0.871,-0.0093,0.0442)
br0.08_t(br)%*%br
print(br0.08)
```

```
#ORTOGONALM SIMULASI3 MKT

#1
l_0
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0)

#2
l_0.00062
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.00062_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.00062)
#3
l_0.000681
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.000681_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.000681)
#4
l_0.01
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.01_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.01)
#5
l_0.02
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.02_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.02)
#6
l_0.03
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.03_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.03)
#7
l_0.04
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.04_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.04)
#8
l_0.05
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.05_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.05)
#9
l_0.06
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.06_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.06)
#10
l_0.07
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.07_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.07)
#11
l_0.08
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.08_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.08)
#12
l_0.09
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.09_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.09)
```

```
#13
l_0.1
br_c(0.958,-0.0024,0.0301)
br0.1_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.1)
```

Grafik Keortogonalan Variabel Bebas



Lampiran 12
Data Riil

y	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7
2925000	40	9	5	1.0	1875000	16000	300
1096000	45	9	5	0.5	904000	8000	250
1837000	40	9	4	0.5	1163000	10000	300
1400000	38	6	2	0.5	1100000	10000	250
1015000	40	6	3	0.4	985000	8000	250
1086500	39	12	2	0.3	713500	6000	300
1800000	40	6	3	0.7	120000	12000	250
2266000	39	12	3	0.7	1334000	12000	300
1031500	42	6	4	0.5	968500	8000	250
1143000	38	12	4	0.4	857000	8000	250
755500	37	9	3	0.2	444500	4000	300
747000	38	12	2	0.3	503000	6000	250
1401500	43	12	4	0.5	1098500	10000	250
845000	60	6	3	0.3	655000	6000	250
3598000	60	6	5	1.0	2402000	20000	300
742000	57	6	3	0.3	508000	5000	250
2380000	46	6	3	0.6	120000	12000	300
2647500	46	6	3	0.7	1552500	14000	300
3369000	45	12	4	1.0	2031000	18000	300
1508500	39	12	3	0.5	891500	8000	300
1460000	67	6	5	0.4	940000	8000	300
1103500	50	9	3	0.3	696500	6000	300
1865000	44	9	5	0.5	1135000	10000	300
587500	42	12	3	0.3	412500	4000	250
1367500	43	9	2	0.5	1132500	10000	250
4895000	53	19	3	1.5	3505000	28000	300
1239000	40	6	3	0.3	561000	6000	300
3583000	46	12	2	1.0	2517000	20000	300
2028000	43	12	4	1.0	1471000	14000	250
2306000	48	6	5	0.6	1294000	12000	300

Lampiran 13
Konstanta *l* dan Nilai T

```
#Konstanta 10
beta_c(0.0159,-0.0011,0.0031,-0.0002,-0.0660,0.955,0.213)
r_t(beta)%*%beta
print(r)
p_7
#phi2=kte
phi2_0.00018
l_(p*phi2)/r
print(l)
lx_sqrt(l)
print(lx)

#Konstanta 11
beta_c(0.0171,-0.0041,-0.0000,0.0314,-0.0571,0.916,0.215)
r_t(beta)%*%beta
print(r)
p_7
#phi2=kte
phi2_0.00022
l_(p*phi2)/r
print(l)
lx_sqrt(l)
print(lx)

#NILAI T
options(echo=F,digits=9)
n_30
k_7
p_7
x_matrix(1,n,k)
x[,1]_c(-0.121300,0.001647,-0.121300,-0.170479,-0.121300,-0.145890,-
    0.121300,-0.145890,-0.072121,-0.170479,-0.195069,-0.170479,-
    0.0047532,0.370491,0.370491,0.296722,0.026237,0.026237,0.001647,-
    0.145890,0.542618,0.124595,-0.022942,-0.072121,-0.047532,0.198364,-
    0.121300,0.026237,-0.047532,0.075416)
x[,2]_c(-0.007729,-0.007729,-0.007729,-0.181671,-0.181671,0.166214,-
    0.181671,0.166214,-0.181671,0.166214,-0.007729,0.166214,0.166214,-
    0.181671,-0.181671,-0.181671,-0.181671,-0.181671,0.166214,0.166214,-
    0.181671,-0.007729,-0.007729,0.166214,-0.007729,0.572080,-
    0.181671,0.166214,0.166214,-0.181671)
x[,3]_c(0.289108,0.289108,0.104575,-0.264491,-0.079958,-0.264491,-
    0.079958,-0.079958,0.104575,0.104575,-0.079958,-0.264491,0.104575,-
    0.079958,0.289108,-0.079958,-0.079958,-0.079958,0.104575,-
    0.079958,0.289108,-0.079958,0.289108,-0.079958,-0.264491,-0.079958,-
    0.079958,-0.264491,0.104575,0.289108)
x[,4]_c(0.261851,-0.047424,-0.047424,-0.047424,-0.109279,-
    0.171135,0.076286,0.076286,-0.047424,-0.109279,-0.232990,-0.171135,-
    0.047424,-0.171135,0.261851,-0.171135,0.014431,0.076286,0.261851,-
    0.047424,-0.109279,-0.171135,-0.047424,-0.171135,-0.047424,0.571127,-
    0.171135,0.261851,0.261851,0.014431)
x[,5]_c(0.186932,-0.056603,0.008356,-0.007445,-0.036288,-0.104383,-
    0.253238,0.051245,-0.040426,-0.068391,-0.171850,-0.157178,-0.007821,-
    0.119055,0.319109,-0.155924,-0.253238,0.106046,0.226059,-0.059738,-
    0.047574,-0.108646,0.001334,-0.179876,0.000707,0.595751,-
    0.142631,0.347952,0.085605,0.041212)
x[,6]_c(0.182911,-0.089734,-0.021573,-0.021573,-0.089734,-
    0.157896,0.046588,0.046588,-0.089734,-0.089734,-0.226057,-0.157896,-
    0.021573,-0.157896,0.319234,-0.191976,0.046588,0.114750,0.251072,-
    0.089734,-0.089734,-0.157896,-0.021573,-0.226057,-0.021573,0.591879,-
    0.157896,0.319234,0.114750,0.046588)
```

```
x[,7]_c(0.159683,-0.208760,0.159683,-0.208760,-0.208760,0.159683,-
    0.208760,0.159683,-0.208760,-0.208760,0.159683,-0.208760,-0.208760,-
    0.208760,0.159683,-
    0.208760,0.159683,0.159683,0.159683,0.159683,0.159683,0.159683,0.15968
    3,-0.208760,-0.208760,0.159683,0.159683,0.159683,-0.208760,0.159683)

z_t(x)%*%x
print(z)
inv_solve(z)
print(inv)
Tr_1.3885052833+1.830188353+1.4435334769+26.66473523+0.06079551734+33.835
    827423+1.33175837229
print(Tr)
t_Tr/p
print(t)

l0_0.0013097527
l1_0.00173065484
l_(l1-l0)/l0
print(l)
c_20*t^-1.3
print(c)
```

Lampiran 14
Analisis Data Riil

Regression Analysis: y versus x1; x2; x3; x4; x5; x6; x7

The regression equation is
y = - 2569432 + 2185 x1 - 351 x2 + 3180 x3 - 774 x4 - 0.0924 x5
+ 182 x6 + 8758 x7

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-2569432	229244	-11.21	0.000	
x1	2185	2490	0.88	0.390	1.4
x2	-351	6740	-0.05	0.959	1.8
x3	3180	19052	0.17	0.869	1.4
x4	-774	274468	-0.00	0.998	26.7
x5	-0.09238	0.05474	-1.69	0.106	6.4
x6	181.66	17.04	10.66	0.000	33.8
x7	8758.1	730.7	11.99	0.000	1.3

S = 85931   R-Sq = 99.5%   R-Sq(adj) = 99.3%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	7	3.09920E+13	4.42743E+12	599.59	0.000
Residual Error	22	1.62450E+11	7384111925		
Total	29	3.11545E+13			

Matriks X dan Y Dibakukan

Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7

The regression equation is
y1 = - 0.00002 + 0.0159 z1 - 0.0011 z2 + 0.0031 z3 - 0.0002 z4 - 0.0660
z5 + 0.955 z6 + 0.213 z7

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-0.000016	0.002811	-0.01	0.995	
z1	0.01592	0.01814	0.88	0.390	1.4
z2	-0.00109	0.02083	-0.05	0.959	1.8
z3	0.00309	0.01850	0.17	0.869	1.4
z4	-0.00022	0.07950	-0.00	0.998	26.7
z5	-0.06599	0.03910	-1.69	0.106	6.4
z6	0.95497	0.08955	10.66	0.000	33.8
z7	0.21294	0.01777	11.99	0.000	1.3

S = 0.01540   R-Sq = 99.5%   R-Sq(adj) = 99.3%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	7	0.99478	0.14211	599.59	0.000
Residual Error	22	0.00521	0.00024		
Total	29	1.00000			

Ridge Analysis (l=0)

Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7

The regression equation is
y1 = - 0.00001 + 0.0159 z1 - 0.0011 z2 + 0.0031 z3 - 0.0002 z4 - 0.0660
z5 + 0.955 z6 + 0.213 z7

Ridge Analysis (l=0.0013097527)

Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7

The regression equation is
y1 = - 0.00111 + 0.0171 z1 - 0.0041 z2 - 0.0000 z3 + 0.0314 z4 - 0.0571
z5 + 0.916 z6 + 0.215 z7

Ridge Analysis (l=0.00173065484).
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00127 + 0.0175 z1 - 0.0050 z2 - 0.0009 z3 + 0.0405 z4 - 0.0545 z5 + 0.904 z6 + 0.216 z7

Ridge Analysis (l=0.01)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00301 + 0.0219 z1 - 0.0165 z2 - 0.0123 z3 + 0.159 z4 - 0.0157 z5 + 0.750 z6 + 0.224 z7

Ridge Analysis (l=0.02)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00424 + 0.0245 z1 - 0.0227 z2 - 0.0182 z3 + 0.227 z4 + 0.0139 z5 + 0.654 z6 + 0.228 z7

Ridge Analysis (l=0.03)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00517 + 0.0259 z1 - 0.0256 z2 - 0.0209 z3 + 0.263 z4 + 0.0351 z5 + 0.596 z6 + 0.229 z7

Ridge Analysis (l=0.04)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00596 + 0.0269 z1 - 0.0268 z2 - 0.0220 z3 + 0.284 z4 + 0.0516 z5 + 0.557 z6 + 0.229 z7

Ridge Analysis (l=0.05)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00665 + 0.0276 z1 - 0.0271 z2 - 0.0223 z3 + 0.297 z4 + 0.0652 z5 + 0.529 z6 + 0.229 z7

Ridge Analysis (l=0.06)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00727 + 0.0283 z1 - 0.0269 z2 - 0.0221 z3 + 0.305 z4 + 0.0766 z5 + 0.507 z6 + 0.228 z7

Ridge Analysis (l=0.07)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00784 + 0.0289 z1 - 0.0262 z2 - 0.0216 z3 + 0.311 z4 + 0.0865 z5 + 0.489 z6 + 0.227 z7

Ridge Analysis (l=0.08)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00837 + 0.0294 z1 - 0.0253 z2 - 0.0209 z3 + 0.314 z4 + 0.0951 z5 + 0.475 z6 + 0.226 z7

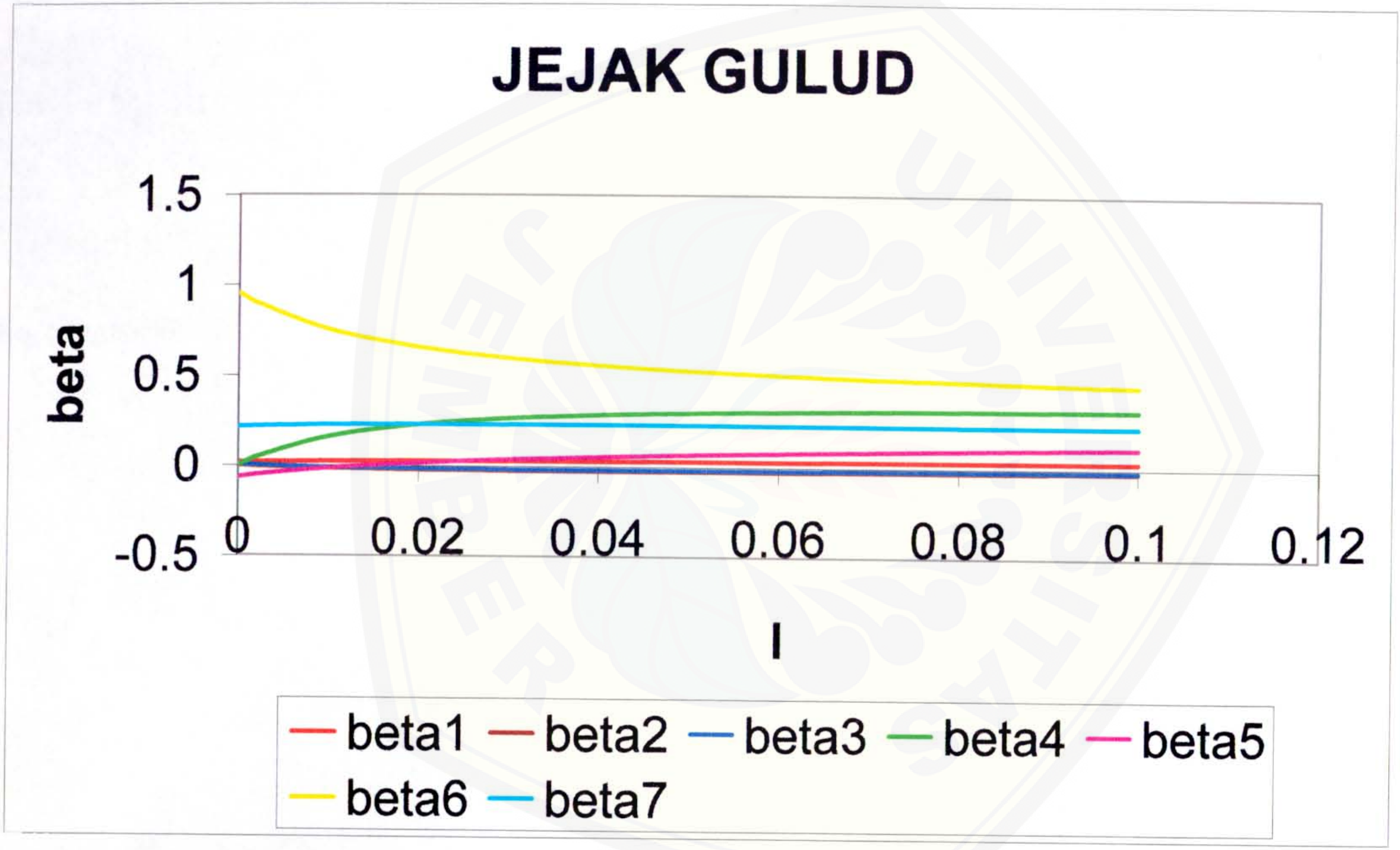
Ridge Analysis (l=0.09)
Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7
The regression equation is
y1 = - 0.00886 + 0.0300 z1 - 0.0242 z2 - 0.0201 z3 + 0.316 z4 + 0.103 z5 + 0.462 z6 + 0.225 z7

```
Ridge Analysis (l=0.1)
```

Regression Analysis: y1 versus z1; z2; z3; z4; z5; z6; z7

```
The regression equation is
y1 = - 0.00933 + 0.0305 z1 - 0.0230 z2 - 0.0192 z3 + 0.317 z4 + 0.109 z5
     + 0.451 z6 + 0.224 z7
```

Grafik Jejak Gulud Sebelum Diseleksi



Lampiran 15
Analisis Data Riil
untuk Variabel yang Diseleksi

Matriks X dan Y dibakukan

Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1

The regression equation is

y1_1 = - 0.00002 + 0.0088 z1_1 - 0.0150 z2_1 - 0.0008 z3_1 + 0.904 z6_1 + 0.210 z7_1

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-0.000015	0.002865	-0.01	0.996	
z1_1	0.00878	0.01761	0.50	0.623	1.3
z2_1	-0.01499	0.01841	-0.81	0.423	1.4
z3_1	-0.00077	0.01704	-0.05	0.964	1.2
z6_1	0.90395	0.01920	47.08	0.000	1.5
z7_1	0.21046	0.01702	12.37	0.000	1.2

S = 0.01569 R-Sq = 99.4% R-Sq(adj) = 99.3%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	0.99409	0.19882	807.66	0.000
Residual Error	24	0.00591	0.00025		
Total	29	1.00000			

Ridge Analysis (l=0)

Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1

The regression equation is

y1_1 = - 0.00001 + 0.0088 z1_1 - 0.0150 z2_1 - 0.0008 z3_1 + 0.904 z6_1 + 0.210 z7_1

Ridge Analysis (l=0.0013097527)

Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1

The regression equation is

y1_1 = - 0.00116 + 0.0092 z1_1 - 0.0142 z2_1 - 0.0005 z3_1 + 0.902 z6_1 + 0.211 z7_1

Ridge Analysis (l=0.00173065484)

Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1

The regression equation is

y1_1 = - 0.00133 + 0.0094 z1_1 - 0.0139 z2_1 - 0.0004 z3_1 + 0.902 z6_1 + 0.211 z7_1

Ridge Analysis (l=0.01)

Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1

The regression equation is

y1_1 = - 0.00318 + 0.0123 z1_1 - 0.0088 z2_1 + 0.0013 z3_1 + 0.891 z6_1 + 0.212 z7_1

Ridge Analysis (l=0.02)

Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1

The regression equation is

y1_1 = - 0.00449 + 0.0155 z1_1 - 0.0029 z2_1 + 0.0033 z3_1 + 0.879 z6_1 + 0.213 z7_1

Ridge Analysis (l=0.03)

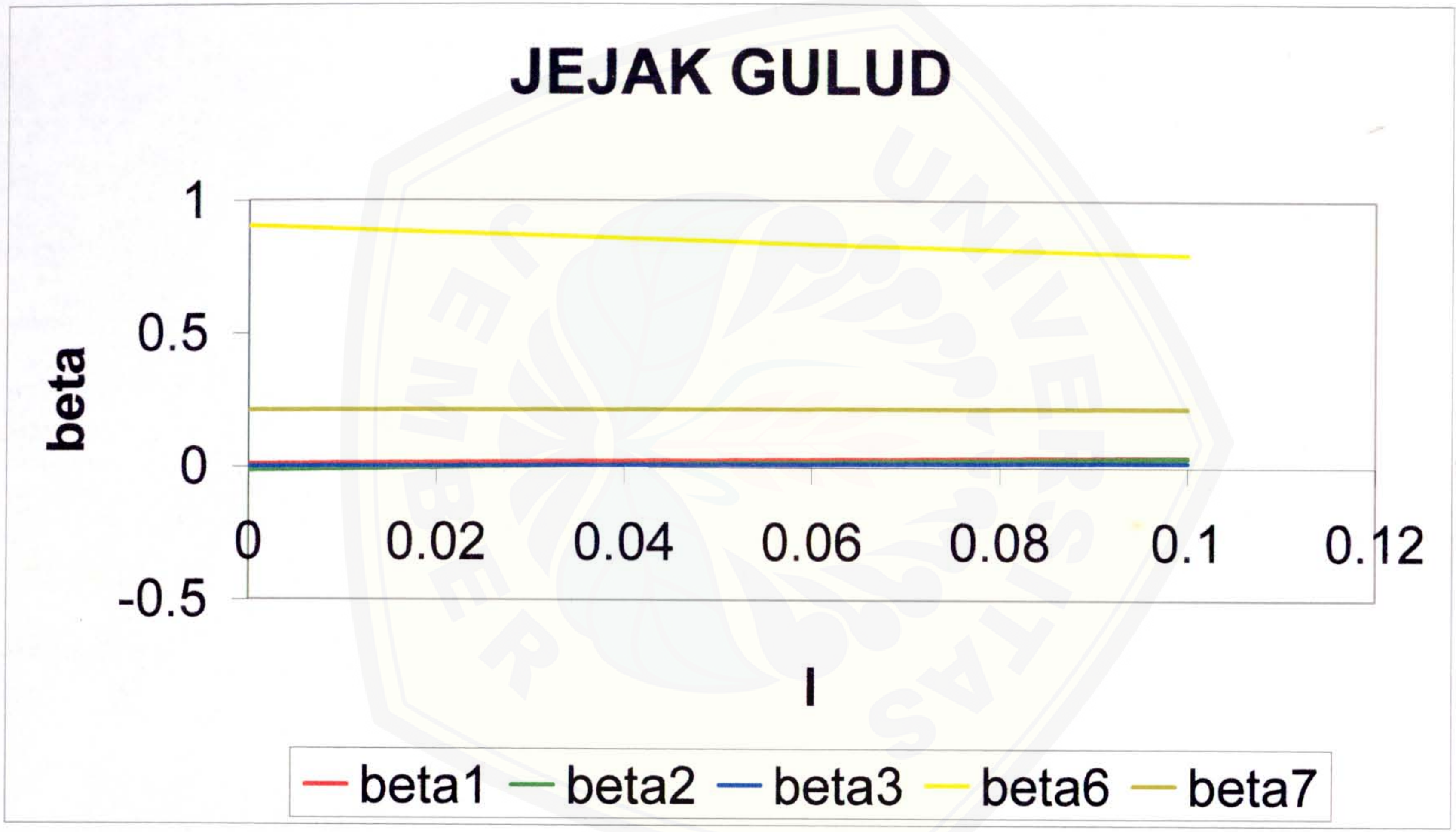
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1

The regression equation is

y1_1 = - 0.00550 + 0.0186 z1_1 + 0.0027 z2_1 + 0.0052 z3_1 + 0.868 z6_1 + 0.214 z7_1

```
Ridge Analysis (l=0.04)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00635 + 0.0215 z1_1 + 0.0079 z2_1 + 0.0071 z3_1 + 0.857 z6_1
       + 0.215 z7_1

Ridge Analysis (l=0.05)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00709 + 0.0242 z1_1 + 0.0129 z2_1 + 0.0088 z3_1 + 0.846 z6_1
       + 0.216 z7_1

Ridge Analysis(l=0.06)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00776 + 0.0268 z1_1 + 0.0176 z2_1 + 0.0105 z3_1 + 0.835 z6_1
       + 0.217 z7_1

Ridge Analysis (l=0.07)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00838 + 0.0293 z1_1 + 0.0220 z2_1 + 0.0121 z3_1 + 0.825 z6_1
       + 0.217 z7_1

Ridge Analysis (l=0.08)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00894 + 0.0316 z1_1 + 0.0263 z2_1 + 0.0137 z3_1 + 0.816 z6_1
       + 0.218 z7_1

Ridge Analysis (l=0.09)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00948 + 0.0338 z1_1 + 0.0303 z2_1 + 0.0151 z3_1 + 0.806 z6_1
       + 0.219 z7_1

Ridge Analysis (l=0.1)
Regression Analysis: y1_1 versus z1_1;z2_1;z3_1;z6_1;z7_1
The regression equation is
y1_1 = - 0.00998 + 0.0359 z1_1 + 0.0341 z2_1 + 0.0166 z3_1 + 0.797 z6_1
       + 0.219 z7_1
```

Grafik Jejak Gulud Sesudah Diseleksi



Lampiran 16
Keortogonalan Variabel Bebas

```
#ORTOGONAL RIIL SESUDAH DISELEKSI
#1
br_c(0.0088,-0.015,-0.0008,0.904,0.21)
br0 t(br)%*%br
print(br0)
#2
br_c(0.0092,-0.0142,-0.0005,0.902,0.211)
br0.00131_t(br)%*%br
print(br0.00131)
#3
br_c(0.0094,-0.0139,-0.0004,0.902,0.211)
br0.001731_t(br)%*%br
print(br0.001731)
#4
br_c(0.0123,-0.0088,0.0013,0.891,0.212)
br0.01_t(br)%*%br
print(br0.01)
#5
br_c(0.0155,-0.0029,0.0033,0.8794,0.213)
br0.02_t(br)%*%br
print(br0.02)
#6
br_c(0.0186,0.0027,0.0052,0.868,0.214)
br0.03_t(br)%*%br
print(br0.03)
#7
br_c(0.0215,0.0079,0.0071,0.857,0.215)
br0.04_t(br)%*%br
print(br0.04)
#8
br_c(0.0242,0.0129,0.0088,0.846,0.216)
br0.05_t(br)%*%br
print(br0.05)
#9
br_c(0.0268,0.0176,0.0105,0.835,0.217)
br0.06_t(br)%*%br
print(br0.06)
#10
br_c(0.0293,0.022,0.0121,0.825,0.217)
br0.07_t(br)%*%br
print(br0.07)
#11
br_c(0.0316,0.0263,0.0137,0.816,0.218)
br0.08_t(br)%*%br
print(br0.08)
#12
br_c(0.0338,0.0303,0.0151,0.806,0.219)
br0.09_t(br)%*%br
print(br0.09)
#13
br_c(0.0359,0.0341,0.0166,0.797,0.219)
br0.08_t(br)%*%br
print(br0.08)
```

```
#ORTOGONAL SIMULASI3 MKT

#1
l_0
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0)

#2
l_0.00131
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.00062_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.00131)
#3
l_0.001731
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.000681_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.001731)
#4
l_0.01
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.01_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.01)
#5
l_0.02
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.02_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.02)
#6
l_0.03
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.03_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.03)
#7
l_0.04
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.04_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.04)
#8
l_0.05
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.05_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.05)
#9
l_0.06
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.06_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.06)
#10
l_0.07
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.07_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.07)
#11
l_0.08
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.08_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.08)
#12
l_0.09
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.09_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.09)
```

```
#13
l_0.1
br_c(0.0088,-0.0150,0.0008,0.904,0.210)
br0.1_(t(br)%*%br)/(1+l)^2
print(br0.1)
```

Grafik Keortogonalan Variabel Bebas