ANALISIS MASALAH MULTIKOLINEARITAS MENGGUNAKAN REGRESI *RIDGE*

Disusun guna memenuhi nilai tugas mata kuliah Ekonometrika

Dosen Pengampu : Safaat Yulianto. S.Si.,M.Si.

disusun oleh :

Annisa Permatasari Ayuningtyas

201801577

AKADEMI STATISTIKA MUHAMMADIYAH SEMARANG

TAHUN 2020

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI ii
BAB 1 PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 2
1.3 Tujuan 2
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA 3
2.1 Regresi Linear Berganda 3
2.2 Multikolinearitas 3
2.3 Ukuran Pemusatan dan Penskalaan (*Centering and Scaling*) 4
2.4 Regresi Ridge 5
BAB 3 HASIL DAN PEMBAHASAN 7
3.1 Metodologi Penelitian 7
3.2 Analisis Regresi Linear Berganda 7
3.3 Mendeteksi adanya Multikolinearitas 8
3.4 Regresi Ridge 9
3.4.1 Ridge Trace 9
3.4.2 Hoerl *Kennard*, dan *Baldwin* (HKB) 13
BAB 4 SIMPULAN 14
DAFTAR PUSTAKA iii

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi adalah salah satu metode statistika yang sering digunakan untuk mengetahui sejauh mana pengaruh sebuah variabel tak bebas dengan satu atau lebih variabel bebas. Jika variabel terikat (Y) hanya dihubungkan dengan satu variabel bebas (X), maka akan menghasilkan model regresi linear sederhana *(Simple Linear Regression).* Sedangkan jika variabel bebas (X) yang digunakan lebih dari satu, maka akan menghasilkan model regresi linear berganda *(Multiple Linear Regression)*. Model regresi linear sederhana maupun model regresi linear berganda dapat diperoleh dengan melakukan estimasi terhadap parameter-parameternya menggunakan metode kuadrat terkecil (*ordinary least square*).

Salah satu asumsi regresi linear berganda yang harus dipenuhi adalah tidak terjadinya masalah multikolinearitas. Multikolineritas merupakan masalah yang timbul karena adanya hubungan linier diantara variabel-variabel bebas dalam model regresi, ketika terjadi hubungan linier antara variabel-variabel bebas maka akan menghasilkan variansi yang besar. Varian yang besar ini akan mengakibatkan pengujian hipotesis cenderung menerima H_0, yang berarti koefisien regresi tersebut tidak berbeda nyata dengan nol. Multikolinearitas dalam model regresi linear berganda dapat dideteksi dengan beberapa cara, diantaranya dengan menghitung nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dan sistem nilai eigen.

Jika terdapat pelanggaran asumsi multikolinearitas, terdapat beberapa prosedur yang dapat digunakan untuk mengatasinya, seperti menambahkan data, menghilangkan satu atau beberapa variabel prediktor yang memiliki korelasi tinggi dari model regresi dan menggunakan metode analisis yang lain seperti regresi *ridge* (Ghozali, 2013).

Regresi ridge memperkecil variansi dengan cara memodifikasi metode kuadrat terkecil dengan menambahkan tetapan bias (c) yang relatif kecil pada matrik $X^T X$. Pada dasarnya metode ini juga merupakan metode kuadrat terkecil. Perbedaannya adalah bahwa pada metode *ridge regression*, nilai variabel bebasnya ditransformasikan dahulu melalui prosedur *centering and rescaling*. Kemudian pada diagonal utama matriks korelasi variable bebas ditambahkan *Ridge Parameter c* dimana nilainya antara 0 dan 1 (*Neter et al.*, 1990).

Tetapan bias c dapat ditentukan dengan beberapa metode yaitu Iterasi *Hoerl, Kennard,* dan *Baldwin* (HKB) atau melihat plot Ridge Trace. Metode tetapan HKB merupakan metode yang diajukan oleh *Hoerl* dan *Kennard*. Penelitian ini bertujuan mengestimasi parameter regresi ridge untuk mengatasi multikolinearitas menggunakan Ridge Trace dan tetapan bias

Hoerl, *Kennard*, dan *Baldwin* (HKB). Apabila nilai tetapan bias *c* telah diperoleh maka tahapan selanjutnya yaitu pengestimasian parameter regresi ridge menggunakan nilai tetapan bias *c*.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana mendeteksi adanya multikolinearitas ?
2. Bagaimana mengatasi multikolinearitas menggunakan regresi ridge ?

1.3 Tujuan

1. Mengetahui bagaimana mendeteksi adanya multikolinearitas
2. Mengetahui bagaimana mengatasi multikolinearitas menggunakan regresi ridge

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linear Berganda

Menurut Sembiring (2003), secara umum model regresi linear berganda dengan variabel respon (*Y*) yang merupakan fungsi linear dari *k* variabel prediktor $(X_1, X_2, \ldots, X_k)$, dapat ditulis:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + \varepsilon \qquad (2.1)$$

Keterangan:

Y : variabel respon

X_k : variabel prediktor dengan k = 1,2, … , *j*

β_0 : *intercept*

β_k : koefisien regresi pada variabel *X*k, (*k* = 1,2,….,*p*)

ε : variabel galat/kesalahan regresi

2.2 Multikolinearitas

Istilah multikolinearitas pertama kali ditemukan oleh Ragnar Frisch pada tahun 1934 yang berarti adanya hubungan linier diantara beberapa atau semua variabel bebas dalam model regresi. Multikolinearitas adalah suatu kondisi adanya hubungan linear diantara variabel-variabel independen dalam model regresi.

Multikolinearitas dapat dideteksi menggunakan *Variance Inflation Factors* (VIF). Nilai VIF dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \qquad (2.2)$$

Dengan R_j^2 adalah koefisien determinasi ke-*j*, *j*=1,2,...,*k*. Jika nilai VIF tidak lebih dari 10, maka model dinyatakan tidak mengandung multikolinieritas (DeMaris, 2004).

Selain menggunakan nilai *Variation Inflation Factor* (*VIF*), multikolinieritas dapat dideteksi dengan sistem nilai eigen dari $X'X$. Akar-akar karakteristik atau nilai eigen dari $X^{*\prime}X^{*}$adalah $\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_k$ yang diukur dalam bentuk rasio dari nilai terbesar dan terkecil dari nilai eigen, yaitu $\varphi = \frac{\lambda_{maks}}{\lambda_{min}}$ yang disebut nilai kondisi dari matriks korelasi. Montgomery dan Peck (1992) memberikan kategori multikolinieritas berdasarkan harga $\varphi = \frac{\lambda_{maks}}{\lambda_{min}}$ jika:

- $\varphi < 100$ maka disebut multikolinieritas rendah atau tidak ada multikolinieritas
- $100 \leq \varphi < 1000$ maka disebut multikolinieritas agak kuat

- $\varphi \geq 1000$ maka disebut multikolinieritas sangat kuat

2.3 Ukuran Pemusatan dan Penskalaan (*Centering and Scaling*)

Pemusatan dan penskalaan data merupakan bagian dari membakukan (*standardized*) variabel. Modifikasi sederhana dari pembakuan atau standarisasi variabel ini adalah transformasi korelasi (*correlation transformation*). Pemusatan merupakan perbedaan antara masing-masing pengamatan dan rata-rata dari semua pengamatan untuk variabel. Sedangkan penskalaan meliputi gambaran pengamatan pada kesatuan (unit) standar deviasi dari pengamatan untuk variabel (Kutner, 2005).

Dalam hal ini yang akan dibakukan (distandarisasi) adalah model regresi linear berganda yang ditujukkan pada model di bawah ini.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

Berikut ini merupakan pembakuan variabel terikat *Y* dan variabel bebas X_1, X_2 ... X_k

$$\frac{y_i - \bar{y}}{s_y} \text{ dengan } S_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}{n-1}} \quad (2.3)$$

$$\frac{x_{ki} - \bar{x}_k}{s_{xj}}, \text{ dengan } S_{xk} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{n-1}} \quad (2.4)$$

Keterangan:

$\bar{y}$ = rata-rata dari *y*

$\bar{x}_k$ = rata-rata dari pengamatan $\bar{x}_k$

S_y = standar deviasi dari *y*

S_k = standar deviasi dari x_k

Transformasi korelasi merupakan fungsi sederhana dari pembakuan variabel. Sehingga melalui transformasi diperoleh:

$$Y_i^* = \frac{y_i - \bar{y}}{\sqrt{n-1}\, s_y} \quad (2.5)$$

$$X_{ij}^* = \frac{x_{ki} - \bar{x}_k}{\sqrt{n-1}\, s_{xj}} \quad (2.6)$$

Berdasarkan transformasi peubah Y_i^* dan X_{ij}^* yang didefinisikan dengan transformasi korelasi pada model (2.20) dan (2.21) di atas diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$Y_i^* = \beta_1^* X_{1i}^* + \beta_2^* X_{2i}^* + \cdots + \beta_k^* X_{ki}^* + \varepsilon_i \quad (2.7)$$

Model (2.7) di atas disebut sebagai model regresi yang baku (*standardized regression model*). Diantara parameter β_1^*, β_2^* ... β_k^* pada model regresi baku dengan parameter asli

$\beta_1, \beta_{2\ldots}\beta_k$ pada model regresi linear berganda yang biasa terdapat suatu hubungan linear. Hubungan antara kedua parameter dari dua model yang berbeda tersebut dijabarkan seperti di bawah ini (Kutner, 2005):

$$\beta_j = \left(\frac{S_y}{S_{xj}}\right)\beta_j^* \; j = 1,2 \ldots k \qquad (2.8)$$

$$\begin{aligned}\beta_0 &= \bar{Y} - \beta_1\bar{X}_1 - \beta_2\bar{X}_2 - \cdots - \beta_k\bar{X}_k \\ &= \bar{Y} - \textstyle\sum_{j=1}^{k}\beta_j\bar{X}_j \qquad (2.9)\end{aligned}$$

Prosedur ini disebut dengan prosedur penskalaan.

2.4 Regresi Ridge

Regresi ridge diperkenalkan pertama kali oleh Hoer dan R.W. Kennard pada tahun 1962. Regresi ridge adalah satu diantara metode yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinearitas yang merupakan modifikasi dari metode kuadrat terkecil. Modifikasi tersebut dilakukan dengan menambahkan tetapan bias *c* pada diagonal matriks yang mempengaruhi besarnya koefisien penduga ridge sehingga penduga yang dihasilkan adalah penduga yang bias.

Estimasi parameter regresi ridg*e* yang koefisiennya dipengaruhi oleh besarnya nilai tetapan bias *c* diperoleh sebagai berikut:

$$\beta^R(\mathrm{c}) = (Z^T\mathrm{Z} + \mathrm{cI})^{-1}Z^TY \qquad (2.10)$$

dengan:

Z : matriks ***X*** yang telah ditransformasi dengan pemusatan dan penskalaan

Y : vektor matriks ***Y*** yang telah ditransformasi dengan pemusatan dan penskalaan

I : matriks identitas

c : nilai tetapan bias

Terdapat beberapa metode untuk menentukan c :

1. Hoerl dan Kennard (1970) menyarankan untuk memilih tetapan bias *c* menggunakan *ridge trace* dari nilai c yang berbeda. *Ridge trace* adalah representasi grafis dari estimator regresi *ridge* untuk nilai yang berbeda dari k, biasanya antara 0 dan 1 (Mardikyan dan Cetin, 2008).

   Suatu acuan yang biasa digunakan untuk memilih besarnya *c* adalah dengan melihat VIF dan melihat pola kecenderungan Ridge Trace. Bila terdapat korelasi yang tinggi antara variabel bebas, maka nilai VIF akan besar. VIF mamiliki nilai mendekati 10 jika variabel bebas X tidak saling berkorelasi dengan variabel bebas lainnya.

2. *Hoerl, Kennard,* dan *Baldwin* (HKB). Hoerl *et al.* (1975) dalam Montgomery dan Peck (1992) menyarankan memilih tetapan bias c dengan rumusan :

$$c_{HKB} = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{b}'\hat{b}} \tag{2.11}$$

dengan:

p = Jumlah estimator $\hat{\beta}$ tanpa $\hat{\beta}_0$

$\hat{\sigma}^2$ = *Mean square error (MSE)* yang diperoleh dari metode OLS

$\hat{b}$ = Vektor estimasi yang diperoleh dengan metode OLS

BAB 3
HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Metodologi Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah berupa data sekunder dengan empat variabel bebas X yaitu, X_1 = kontrbusi industri manufaktur dalam produk domestik regional bruto (PDRB), diukur dalam satuan persen(%), X_2= banyaknya tenaga kerja dalam sektor industri manufaktur, diukur dalam satuan persen (%) (persentase dari total tenaga kerja daerah tersebut), X_3= produktivitas tenaga kerja industry manufaktur, diukur dalam satuan juta rupiah per tenaga kerja (nilai tambah industry manufaktur per tenaga kerja), X_4= investasi dalam industri manufaktur per tenaga kerja diukur daam satuan juta rupiah tenaga kerja (jumlah investasi dalam industry manufaktur dibagi dengan banyaknya tenaga kerja industry manufaktur).

Tabel 1. Data Sekunder

Item	Y	X_1	X_2	X_3	X_4
1	67,5	9,75	6,5	1,61	0,65
2	68,9	10,5	10,25	2	0,75
3	70,65	11,25	11,9	2,5	0,9
4	73,6	12,6	11,75	2,7	1,15
5	71,89	11,9	11	2,25	0,95
6	84,5	15,2	13,5	3,25	1,75
7	73,24	12,25	12	2,9	1,05
8	77,65	12,9	12,6	3	1
9	80,25	14,3	13,2	3,1	1,7
10	79,87	13,25	12,9	3,05	1,25
11	86,75	15,3	14	3,25	1,8
12	65,75	8,9	9,25	1,9	0,6
13	70,2	10,6	10,5	1,95	0,5
14	98,25	17,25	15	3,5	2
15	85	16,9	14,9	3,4	1,95

3.2 Analisis Regresi Linear Berganda

Analisis regresi linier berganda dilakukan pada data tabel 1 untuk memperoleh estimasi parameter. Estimasi parameter menggunakan metode kuadrat terkecil disajikan pada Tabel 2

Tabel 2 Estimasi parameter menggunakan OLS

Peubah	Penduga Parameter	Simpangan Baku
Konstan	32,98	9,87
x_1	3,77	1,66
x_2	-0,40	1,31
x_3	0,63	5,48
x_4	-1,16	6,98

Berdasarkan Tabel 2 diperoleh persamaan regresi linier berganda seperti persamaan (2.1) yaitu

$$y = 32{,}98 + 3{,}77\ x1 - 0{,}40\ x2 + 0{,}63\ x3 - 1{,}16\ x4$$

3.3 Mendeteksi adanya Multikolinearitas

Multikolinearitas dapat dideteksi menggunakan nilai VIF dan nilai eigen.

1. Nilai *Variance Infaltion Factor* (VIF)

   Multikolinearitas dapat dideteksi dengan nilai VIF jika nilai VIF > 10.

Tabel 3 Nilai VIF

Peubah	VIF
x_1	24,68
x_2	12,18
x_3	15,95
x_4	18,13

Berdasarkan tabel 3 semua variabel X memiliki nilai VIF > 10 sehingga dapat disimpulkan semua variabel X mengalami masalah multikolinearitas.

2. Sistem Nilai Eigen

   Pendeteksian multikolinearitas dilakukan dengan metode *Eigenvalue*. Jika terdapat satu atau lebih nilai eigen yang kecil, menandakan adanya ketergantungan linear. Multikolinearitas terjadi jika ada satu atau lebih nilai eigen yang kecil mendekati nol. Berikut hasil analisis nilai eigen menggunakan software NCSS.

Eigenvalues of Correlations

No.	Eigenvalue	Incremental Percent	Cumulative Percent	Condition Number
1	3,771172	94,28	94,28	1,00
2	0,162407	4,06	98,34	23,22
3	0,042457	1,06	99,40	88,82
4	0,023964	0,60	100,00	157,37

Some Condition Numbers greater than 100. Multicollinearity is a MILD problem.

Eigenvector of Correlations

No.	Eigenvalue	C7	C8	C9	C10
1	3,771172	-0,505633	-0,494302	-0,503376	-0,496602
2	0,162407	0,343809	-0,631076	-0,329668	0,612256
3	0,042457	0,297860	0,536835	-0,788422	-0,038449
4	0,023964	-0,733082	0,263091	-0,127760	0,614045

$$\varphi = \frac{\lambda_{maks}}{\lambda_{min}}$$
$$= \frac{3,771172}{0,023964}$$
$$= 157,37$$

Berdasarkan nilai VIF dan φ, dapat disimpulkan bahwa data yang dianalisis menunjukkan masalah multikolinearitas. sehingga perlu diatasi dengan menggunakan metode tertentu, salah satunya adalah metode regresi *ridge*.

3.4 Regresi Ridge

3.4.1 Ridge Trace

Sebelum pemodelan regresi *ridge* dibentuk, perlu dilakukan transformasi data yang disebut dengan pemusatan dan penskalaan (*centering* & *scaling*) untuk meminimumkan kesalahan dalam pembulatan data dan juga prosedur ini akan mengakibatkan hilangnya β_0 yang membuat perhitungan untuk mencari model regresi menjadi lebih sederhana dan lebih mudah. Hasil dari transformasi ditampilkan pada Tabel 4 sebagai berikut:

Tabel 4 Hasil pemusatan dan penskalaan

Y*	X_1*	X_2*	X_3*	X_4*
-0,35	-0,41	-0,81	-0,59	-0,36
-0,30	-0,31	-0,25	-0,38	-0,29
-0,24	-0,21	-0,01	-0,10	-0,19
-0,12	-0,03	-0,03	0,01	-0,03
-0,19	-0,13	-0,14	-0,24	-0,16
0,28	0,31	0,23	0,30	0,36
-0,14	-0,08	0,01	0,11	-0,10

0,03	0,01	0,10	0,17	-0,13
0,12	0,19	0,19	0,22	0,32
0,11	0,05	0,14	0,20	0,03
0,37	0,32	0,30	0,30	0,39
-0,42	-0,52	-0,40	-0,43	-0,39
-0,25	-0,30	-0,22	-0,40	-0,45
0,80	0,58	0,45	0,44	0,52
0,30	0,53	0,44	0,39	0,49

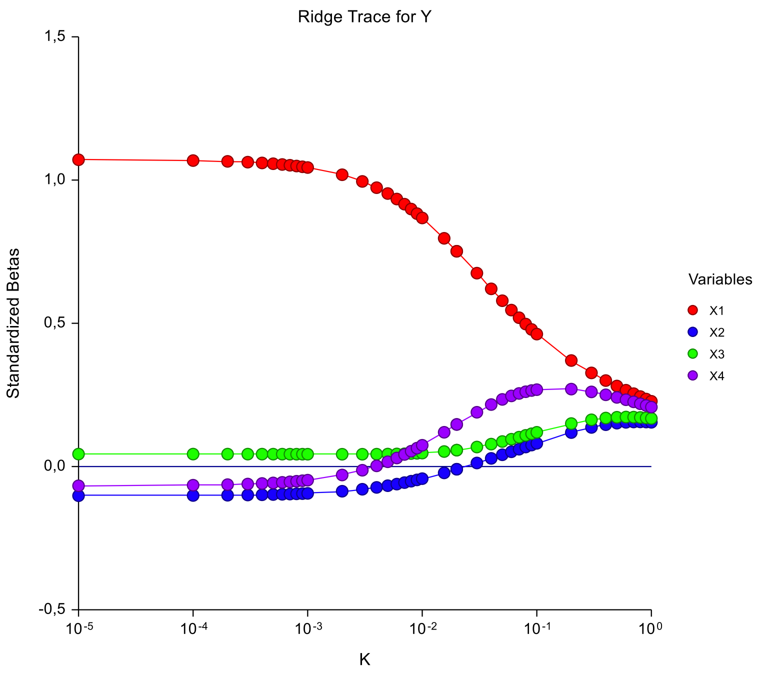
Dalam proses pengestimasian regresi ridge, pemilihan tetapan bias *c* merupakan hal yang paling penting, penentuan tetapan bias *c* ditempuh melalui pendekatan nilai VIF dan gambar Ridge Trace. Nilai dari VIF $\hat{\beta}(c)$ dengan berbagai kemungkinan tetapan bias *c* dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5 Nilai VIF dengan berbagai nilai c

c	$\boldsymbol{VIF}\ \hat{\beta}_1(c)$	$\boldsymbol{VIF}\ \hat{\beta}_2(c)$	$\boldsymbol{VIF}\ \hat{\beta}_3(c)$	$\boldsymbol{VIF}\ \hat{\beta}_4(c)$
0,000	24,6775	12,1799	15,9519	18,1275
0,001	22,8857	11,5960	15,2256	16,8617
0,002	21,2907	11,0630	14,5513	15,7369
0,003	19,8643	10,5745	13,9238	14,7325
0,004	18,5830	10,1253	13,3386	13,8318
0,005	17,4276	9,7107	12,7918	13,0207
0,006	16,3818	9,3270	12,2799	12,2874
0,007	15,4320	8,9709	11,8000	11,6220
0,008	14,5665	8,6395	11,3491	11,0163
0,009	13,7755	8,3304	10,9251	10,4631
0,010	13,0505	8,0413	10,5256	9,9564
0,020	8,2161	5,9329	7,5372	6,5783
0,030	5,7203	4,6608	5,6967	4,8198
0,040	4,2521	3,8127	4,4764	3,7658
0,050	3,3094	3,2082	3,6228	3,0712
0,060	2,6647	2,7562	3,0008	2,5815
0,070	2,2024	2,4061	2,5326	2,2186
0,080	1,8584	2,1272	2,1706	1,9392

0,090	1,5947	1,9000	1,8847	1,7177
0,100	1,3875	1,7117	1,6545	1,5378
0,200	0,5372	0,7972	0,6550	0,7042
0,300	0,3076	0,4824	0,3703	0,4278
0,400	0,2099	0,3324	0,2484	0,2968
0,500	0,1583	0,2480	0,1841	0,2230
0,600	0,1271	0,1953	0,1455	0,1769
0,700	0,1065	0,1600	0,1203	0,1459
0,800	0,0919	0,1349	0,1026	0,1237
0,900	0,0812	0,1163	0,0896	0,1073
1,000	0,0728	0,1021	0,0797	0,0947

Berdasarkan tabel diatas dapat ditunjukan bahwa nilau VIF semakin kecil jika ditambahkan tetapan bias (c), karena VIF yang optimal adalah ketika nilai $VIF < 10$ maka didapat nilai $c = 0{,}020$ karena memiliki semua nilai VIF yang lebih stabil atau kurang dari 10. Grafik VIF dengan berbagai nilai c ditunjukan oleh gambar berikut.



Untuk mendapatkan nilai $\beta^{\sim}$yang sesuai dengan nilai $c = 0{,}020$ yaitu dengan menggunakan persamaan regresi *ridge* (2.10) atau dapat melihat tabel berikut.

Tabel 6 Nilai $\beta(c)$ dengan berbagai nilai c

c	$\hat{\beta}_1(c)$	$\hat{\beta}_2(c\,)$	$\hat{\beta}_3(c$	$\hat{\beta}_4(c)$
0,000	1,0708	-0,1020	0,0434	-0,0672

0,001	1,0437	-0,0938	0,0430	-0,0476
0,002	1,0186	-0,0863	0,0428	-0,0296
0,003	0,9952	-0,0793	0,0429	-0,0130
0,004	0,9733	-0,0729	0,0431	0,0024
0,005	0,9529	-0,0669	0,0435	0,0166
0,006	0,9338	-0,0613	0,0440	0,0298
0,007	0,9157	-0,0561	0,0446	0,0421
0,008	0,8988	-0,0512	0,0453	0,0535
0,009	0,8828	-0,0466	0,0461	0,0642
0,010	0,8676	-0,0423	0,0469	0,0742
0,020	0,7514	-0,0094	0,0572	0,1469
0,030	0,6749	0,0123	0,0681	0,1894
0,040	0,6202	0,0284	0,0782	0,2164
0,050	0,5788	0,0411	0,0873	0,2343
0,060	0,5461	0,0515	0,0954	0,2465
0,070	0,5195	0,0604	0,1025	0,2551
0,080	0,4973	0,0681	0,1088	0,2611
0,090	0,4785	0,0749	0,1144	0,2653
0,100	0,4622	0,0809	0,1195	0,2683
0,200	0,3700	0,1185	0,1500	0,2702
0,300	0,3268	0,1364	0,1631	0,2605
0,400	0,3001	0,1461	0,1693	0,2504
0,500	0,2810	0,1514	0,1720	0,2413
0,600	0,2664	0,1542	0,1728	0,2332
0,700	0,2544	0,1555	0,1724	0,2258
0,800	0,2443	0,1557	0,1713	0,2191
0,900	0,2355	0,1553	0,1697	0,2130
1,000	0,2278	0,1544	0,1679	0,2074

Berdasarkan tabel 6 persamaan Regresi Ridge yang diperoleh jika c yang diambil sebesar 0,02 yaitu :

$$\hat{Y}^* = 0{,}7514X_1^* - 0{,}0094X_2^* + 0{,}0572X_3^* + 0{,}1469X_4^*$$

Tranformasi ke bentuk awal dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (2.8)

$$\tilde{Y}_{RT} = 38{,}075 + 2{,}64X_1 - 0{,}037X_2 + 0{,}828X_3 + 2{,}5434X_4$$

3.4.2 Hoerl *Kennard,* dan *Baldwin* (HKB)

Dengan menggunakan persamaan (2.11) didapatkan tetapan bias c_{HKB} yaitu sebagai berikut.

$$c_{HKB} = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{b}'\hat{b}}$$

$$= \frac{4\ 9{,}931}{1087{,}68}$$

$$c_{HKB} = 0{,}027391$$

Persamaan Regresi Ridge yang diperoleh jika c yang diambil sebesar $0{,}027391$ yaitu :

$$\hat{Y}^* = 0{,}6923X_1^* - 0{,}0073X_2^* + 0{,}0653X_3^* + 0{,}1802X_4^*$$

Tranformasi ke bentuk awal dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (2.8) diperoleh model sebagai berikut.

$$\tilde{Y}_{HKB} = 38{,}94629 + 2{,}438232X_1 + 0{,}02909376X_2 + 0{,}9463379X_3 + 3{,}1213X_4$$

BAB 4

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dapat disimpulkan bahwa

1. Setelah dilakukan uji asumsi multikolinearitas menggunakan nilai VIF dan Sistem nilai eigen, disimpulkan bahwa data yang dianalisis menunjukkan masalah multikolinearitas. Sehingga perlu diatasi dengan menggunakan metode tertentu, salah satunya adalah metode regresi *ridge*
2. Berdasarkan hasil analisis menggunakan Ridge Trace, didapatkan nilai VIF <10 jika nilai tetapan bias (c) = 0,02

   Persamaan Regresi Ridge yang diperoleh jika c yang diambil sebesar $0{,}02$ yaitu :

   $$\hat{Y}^* = 0{,}7514X_1^* - 0{,}0094X_2^* + 0{,}0572X_3^* + 0{,}1469X_4^*$$

   Model regresi ridge setelah dilakukan transformasi ke bentuk awal adalah:

   $$\tilde{Y}_{RT} = 38{,}075 + 2{,}64X_1 - 0{,}037X_2 + 0{,}828X_3 + 2{,}5434X_4$$
3. Berdasarkan hasil analisis menggunakan tetapan bias Hoerl Kennard, dan Baldwin (HKB) didapatkan nilai tetapan bias $(c) = 0{,}027391$

   Persamaan Regresi Ridge yang diperoleh jika c yang diambil sebesar $0{,}027391$ yaitu :

   $$\hat{Y}^* = 0{,}6923X_1^* - 0{,}0073X_2^* + 0{,}0653X_3^* + 0{,}1802X_4^*$$

   Model regresi ridge setelah dilakukan transformasi ke bentuk awal adalah

   $$\tilde{Y}_{HKB} = 38{,}94629 + 2{,}438232X_1 + 0{,}02909376X_2 + 0{,}9463379X_3 + 3{,}1213X_4$$

DAFTAR PUSTAKA

Deviyanti, A.Y. 2013. Perturbasi Nilai Eigen dalam Mengatasi Multikolinearitas. JMSK : Jurnal Matematika Statistika & Komputasi UNHAS

Duila, M.J., 2015 Pemilihan Tetapan Bias Regresi *Ridge* Untuk Mengatasi Multikolinearitas. Universitas Ahmad Dahlan

Hildawati, et al. 2016. Pemodelan Upah Minimum Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah Berdasarkan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhinya Menggunakan Regresi *Ridge. Jurnal Gaussian Undip*

Pradipta, Nanang. 2009. *Model Regresi Ridge untuk Mengatasi Model Regresi Linier Berganda yang Mengandung Multikolinieritas*. USU Repository

Putri, A.P. 2011. *Penggunaan Metode Ridge Trace dan Variance Inflation Factor.* Universitas Negeri Yogyakarta

Rosyadi, M.Z., 2018. Penerapan Metode Regresi *Ridge* Untuk Mengatasi Masalah Multikolinearitas Pada Kasus Indeks Pembangunan Manusia Di Provinsi Jawa Tengah. Universitas Islam Indonesia

Solekakh, N.A., et al., 2015. Estimasi Parameter Regresi *Ridge* Menggunakan Iterasi Hoerl, Kennard, Dan Baldwin (HKB) Untuk Penanganan Multikolinieritas. *Jurnal Gaussian* UNDIP

Wasilaine, T.L., et al., 2014. Model Regresi Ridge Untuk Mengatasi Model Regresi Linier Berganda Yang Mengandung Multikolinieritas. Jurnal Barekeng Unpatti