

## Perbandingan Metode *Ordinary Least Square* (OLS) dan Metode *Partial Least Square* (PLS) Untuk Mengatasi Multikolinieritas

Rizky Arief Gunawan<sup>1</sup>, Dheny Prasetya Zulkarmain<sup>2</sup>, Sheptian Tunjung Arianto<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Program Studi Manajemen, Universitas Muhammadiyah Surakarta, Indonesia

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received December 11, 2023

Revised December 20, 2023

Accepted December 30 2023

Available online January 03, 2024

#### Kata Kunci:

Multikolinieritas; *Ordinary Least Squares*;  
*Partial Least Squares*

#### Keywords:

Multicollinearity; *Ordinary Least Squares*;  
*Partial Least Squares*



This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.  
Copyright © 2023 by Author. Published by Yayasan Daarul Huda

### ABSTRAK

Multikolinieritas merupakan pelanggaran asumsi klasik, sebabnya estimasi parameter dengan metode *Ordinary Least Squares* (OLS) menjadi tidak efisien namun masih tetap tak bias dan konsisten. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi keterbatasan pada metode *Ordinary Least Squares* (OLS) adalah metode *Partial Least Squares* (PLS). Tujuan dari penulisan ini adalah untuk membandingkan tingkat efisiensi dari kedua metode tersebut, yaitu OLS dan PLS. Penulisan ini menggunakan metode literatur review, dengan menggunakan 10 bacaan yang terdiri dari 2 buku dan 8 artikel jurnal untuk dapat mendefinisikan dan menganalisis perbandingan tingkat efisiensi metode OLS dan PLS. Perbandingan didasarkan pada perolehan nilai bias dan nilai *Mean Square Error* (MSE). Analisis ini menunjukkan metode OLS menjadi penduga yang efisien ketika tidak ada korelasi antar variabel bebas. Dan PLS memiliki nilai bias dan MSE yang kecil dan terus mengecil seiring dengan meningkatnya ukuran sampel. Selain itu, metode PLS sebaiknya digunakan saat variabel bebas memiliki korelasi lebih dari atau sama dengan 0,8 ( $\geq 0,8$ ).

### ABSTRACT

*Multicollinearity is a violation of classical assumptions, which is why parameter estimation with the Ordinary Least Squares (OLS) method becomes inefficient but still remains unbiased and consistent. One method that can be used to overcome the limitations of the Ordinary Least Squares (OLS) method is the Partial Least Squares (PLS) method. The purpose of this paper is to compare the efficiency level of the two methods, namely OLS and PLS. This writing uses the literature review method, using 10 readings consisting of 2 books and 8 journal articles to be able to define and analyze the comparison of the level of efficiency of the OLS and PLS methods. The comparison is based on the acquisition of bias value and Mean Square Error (MSE) value. This analysis shows the OLS method to be an efficient estimator when there is no correlation between independent variables. And PLS has a small bias and MSE value and continues to decrease as the sample size increases. In addition, the PLS method should be used when the independent variables have a correlation of more than or equal to 0.8 ( $\geq 0.8$ ).*

## PENDAHULUAN

### Analisis Regresi linear Berganda

Analisis regresi adalah analisis yang dimana menelaah mengenai cara membuat hubungan yang cocok dari data yang digunakan dalam menjelaskan ataupun memperkirakan suatu peristiwa yang alami atas dasar peristiwa yang lainnya. analisis regresi ini mempunyai peran yang sangat fundamental pada ilmu pengetahuan. analisis ini biasanya memiliki ketergantungan pada metode kuadrat terkecil, yang digunakan dalam mengestimasi berbagai parameter yang ada di dalam suatu model regresi. tapi metode kuadrat terkecil ini memiliki beberapa persyaratan ataupun asumsi yang ada seperti, tidak adanya multikolinieritas, tidak adanya heteroskedastisitas, tidak adanya autokorelasi dan juga distribusi errornya normal.

ada juga analisis regresi linear berganda yang memiliki variabel penjelas atau yang biasa disebut dengan variabel X memiliki lebih dari satu, tetapi hal ini sering sekali memberikan masalah karena adanya hubungan yang kuat diantara dia ataupun lebih variabel penjelas atau variabel X, yang biasanya hal ini disebut dengan multikolinieritas. sedangkan dalam salah satu asumsi pada model regresi linear yaitu tidak boleh memiliki multikolinieritas pada dua atau lebih variabel penjelas di dalam model secara umum model regresi berganda sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta X_1 + \beta X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

\*Corresponding author

E-mail addresses: [b100210260@student.ums.ac.id](mailto:b100210260@student.ums.ac.id)

Parameter  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  didapatkan dengan memakai metode kuadrat terkecil yang dimana metode tersebut adalah salah satu dari penduga parameter di dalam suatu model regresi. Tujuan dari menggunakan metode ini adalah untuk melakukan penaksiran terhadap tolak ukur regresi, caranya dengan menjadikan terkecil jumlah kuadrat galat atau disebut dengan eror model yang terbentuk. Tolak ukur metode kuadrat terkecil bisa didapatkan dengan

### **Multikolinearitas**

Pengertian dari Multikolinearitas yaitu pada keadaan yang dimana variable-variabel yang menjelaskan variabel dependen yang ada di dalam suatu model yang biasanya dilambangkan dengan X memiliki Hubungan linier atau hubungan yang memiliki keterkaitan.

Kata Multikolinearitas sendiri pada awalnya didapatkan oleh seseorang yaitu Bernama Ragnar Frisch, Multikolinearitas memiliki arti bahwa adanya hubungan linier ataupun hubungan yang saling memiliki keterkaitan atau keterkaitan satu sama lain yang dimana hubungan ini bersifat sempurna atau pasti di antara variabel-variabel yang menjelaskan atau variabel peramal di dalam suatu model regresi. Kata Multikolinearitas mengacu pada adanya Hubungan linier ataupun hubungan yang saling memiliki keterkaitan yang dimana ada lebih dari satu hubungan di dalamnya. Kata Kolinearitas mengacu pada hubungan linier atau hubungan yang memiliki keterkaitan yang dimana hanya ada satu saja hubungan di dalamnya.

Classical Linear Regression Model atau yang biasa disingkat CLRM menganggap bahwa diantara variable-variabel yang menjelaskan atau biasa disebut dengan variabel bebas yang dilambangkan dengan X tidak mempunyai multikolinearitas karena beberapa faktor yang ada, sebagai berikut:

1. Jika sifat multikolinearitasnya sifatnya sempurna  
Koefisien regresi dari variabel-variabel yang menjelaskan atau variabel X tidak akan bisa diketahui dengan jelas dan juga standar erornya tak terhitung hasilnya atau tak terbatas.
2. Jika sifat multikolinearitasnya sifatnya kurang sempurna  
Koefisien regresi pada variabel-variabel yang menjelaskan atau variabel X dapat diketahui dengan jelas tetapi tetap memiliki standar eror yang cukup tinggi, dan karenanya koefisien sulit untuk di prediksi dengan tingkat keakuratan yang cukup besar

Multikolinearitas tidaklah datang begitu saja, tetapi disebabkan oleh beberapa faktor-faktor yang ada, yakni:

1. Pemilihan Sistem pengumpulan data atau informasi yang dipakai
2. Batasan yang terdapat dalam model atau populasi yang dipilih dari sampel
3. Spesifikasi model
4. Model yang "overdetermined" artinya adanya persamaan yang lebih banyak daripada yang tidak diketahui

Dampak lain dari adanya multikolinearitas yaitu perhitungan pada suatu model tak mampu mengartikan mengenai hubungan terhadap variabel penjelas ( Variabel X) dan variabel yang dijelaskan (Variabel Y) dengan baik dan akurat. adanya multikolinearitas akan dapat memberikan akibat yaitu variabel parameter yang dikira-kira atau di estimasi akan menjadi lebih besar daripada yang seharusnya sehingga keakuratan dari estimasi akan menurun.

Konsekuensi- konsekuensi dari kolinearitas tajam tapi tidak sempurna adalah sebagai berikut:

1. Walau penaksi OLS mampu di dapatkan, tetapi kesalahan standari akan condong semakin tinggi seiring dengan meningkatnya korelasi diantara meningkatnya variabel.
2. Karena kesalahan standar yang cukup tinggi yang telah dijelaskan di poin nomor 1, maka selang keyakinan pada tolak ukur populasi yang signifikan akan cenderung jadi lebih tinggi.
3. Dalam suatu kasus multikolinearitas yang besar, sampel pada data memungkinkan cocok pada kelompok hipotesis yang beraneka ragam atau tertentu
4. Pada multikolinearitas yang tidak sempurna, memungkinkan dalam penaksiran efiseinsi regresi tapi standar eror dan taksirannya jadi sangat peka pada perubahan data walaupun perubahan tersebut hanyalah perubahan yang kecil, dan perubahan yang kecil tersebut akja menyebabkan perubahan pada taksiran dan juga standar eror tersebut secara signifikan

Konsekuensi-konsekuensi yang akan muncul atau ditemukan Pada kasus near ataupun high multicollinearity yaitu sebagai berikut :

1. Estimator OLS akan tetap mendapatkan kovarian dan varian yang cukup tinggi yang mengakibatkan estimasi sulit untuk mendapatkan keakuratan yang tinggi meskipun sudah BLUE
2. Karena konsekuensi dari point 1, interval keyakinan menjadi sangat lebar yang mengakibatkan Hipotesis nol diterima lebih awal
3. Karena konsekuensi dari point 1 diatas juga mengakibatkan terjadinya ketidak signifikannya secara statistic pada rasio t dari 1 ataupun lebih koefisien yang ada

4. Meskipun adanya ketidaksigifikannya rasio t dari satu ataupun lebih koefisien yang ada terhadap statistika, R kuadrat atau koefisien determinasi, ukuran dari goodness of fit pada suatu model secara menyeluruh dapat menjadi sangat tinggi atau besar
5. Estimator OLS dan kesalahan standar bisa saja memiliki sifat yang sensitive terhadap perubahan data sekecil apapun

Pendeteksian Multikolinearitas dapat dideteksi dengan cara memakai Variance Inflation Factors atau yang biasa disebut dengan nilai VIF, Jika nilai pada VIF lebih besar dibandingkan maka menidentifikasi bahwa adanya permasalahan multiokinearitas. Nilai VIF ini dapat diketahui dengan cara:

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \quad j = 1,2,3, \dots k$$

Dan  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi antara  $X_j$  dengan variabel independen atau variabel penjelas lainnya pada suatu persamaan yang Dimana  $j = 1,2,3, \dots k$

### Ordinary Least Square (OLS)

Sifat-sifat penaksir *Ordinary Least Square* atau di singkat OLS yaitu Linear, tak bias, memiliki varian yang minimum, yang secara ringkasnya hal tadi merupakan BLUE (Best, Linear, Unbias, Estimator). Ketidak biasan adalah salah satu sifat dari penyampelan yang dilakukan secara berulang kali. Jika seseorang memperoleh sampel yang dilakukan secara berulang dan memperkirakan penaksir OLS pada setiap sampel yang ada, maka mean pada sampel akan mengarah kepada nilai dari populasi yang semestinya dari penaksir, dengan menambahkan jumlah pada suatu sampel. Benar jika kolinearitas itu tidak akan merusak sifat varian minimum, tetapi ini tidak berarti jika varian penaksir *Ordinary Least Square* (OLS) akan menjadi kecil di dalam suatu sampel tertentu.

Penduga OLS pada model regresi linear memiliki beberapa asumsi yang wajib untuk dipenuhi yang diantaranya yaitu

1.  $E(u_i) = 0 \quad i = 1,2,3,4,5, \dots n$

Pada asumsi ini menyatakan jika nilai harapan dari  $u_i$  adalah nol

2.  $cov(u_i, u_j) = E[u_i - E(u_i)][u_j - E(u_j)] \quad i \neq j$   
 $= E(u_i u_j)$   
 $= 0$

Pada asumsi ini menyatakan jika faktor gangguan  $u_i$  dan  $u_j$  tidak memiliki korelasi, maksudnya asumsi ini dikenal dengan asumsi mengenai tidak terdapatnya korelasi beruntun atau yang biasa disebut dengan tidak adanya autokorelasi

3.  $var(u_i | x_i) = E[u_i - E(u_i)]^2$   
 $= E(u_i^2)$   
 $= \sigma^2$

Pada asumsi ke 3 ini menyatakan jika varian dari  $u_i$  pada tiap  $X_i$  (yaitu varian bersyarat untuk  $u_i$ ) merupakan angka konstan positif yang sama dengan  $\sigma^2$ , maksudnya dari asumsi ini dikenal dengan *homoskedastisita* yang Dimana *homo* artinya sama dan *scedasticity* artinya penyebaran atau varian yang sama, artinya jika populasi Y yang memiliki hubungan dengan X memiliki varian yang sama.

4.  $cov(u_i, x_i) = E[u_i - E(u_i)][x_i - E(x_i)]$   
 $= 0$

Pada asumsi ke 4 ini menyatakan jika faktor gangguan  $u$  dan variable yang menjelaskan X tidak memiliki korelasi.

5.  $cov(x_i, x_j)$

Pada asumsi ke 5 ini menyatakan jika tidak adanya multikolinearitas di antara regressor, maksudnya di antara 2 ataupun lebih variable penjelas tau biasa disebut dengan variable X tidak memiliki korelasi

6. Regresor X bersifat tidak stokhastik

### Partial Least Square (PLS)

*Partial Least Square* (PLS) dipakai sebagai metode alternatif yang digunakan dalam memperbaiki keterbatasan pada metode *Ordinary least square* (OLS) pada saat terjadinya multikolinearitas di dalam suatu data. *Partial Least Square* (PLS) merupakan Metode yang menyatukan beberapa sifat yang ada pada komponen utama dengan regresi linear berganda.

Penggunaan metode PLS ini bertujuan untuk penafsiran dan analisis tentang adanya hubungan antar variabel yang menjelaskan atau variabel bebas. Dalam Prakteknya, metode PLS mengurangi ukuran atau volumen dari variabel yang menjelaskan dengan membuat variabel baru yang terbentuk dari gabungan linear antara variabel yang menjelaskan dengan matriks yang lebih kecil. Dalam metode PLS nilai koefesian penduga yang ada dalam tiap variabel tak sepenuhnya memiliki pengaruh nyata pada tingkat nyata 0,5 dan pada komponen utama regresi seluruh koefesian penaksir pada tiap-tiap variabel memiliki

pengaruh nyata pada tingkat nyata 0,5. *Partial Least Square* (PLS) dengan metode ini hasil yang diperoleh lebih akurat dibandingkan hasil yang didapat dengan menggunakan metode regresi komponen utama.

Dalam meregresi variabel yang dijelaskan atau yang biasanya disebut dengan variabel Y dengan dua ataupun lebih variabel penjelas atau variabel X1, X2, ... Xp, metode *Partial Least Square* atau PLS mencari beberapa bagian baru yang memiliki peran sebagai variabel bebas dalam melakukan estimasi pada parameter regresi

$$y_i - y = \beta_1^*(x_{i1} - \bar{x}_1) + \beta_2^*(x_{i2} - \bar{x}_2) + \dots + \beta_k^*(x_{ik} - \bar{x}_k) \quad (1)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n$$

Dari persamaan no 1 dapat dibentuk ke dalam bentuk matriks:

$$y^* = x^* \beta^* + e^* \quad (2)$$

Sebelum memastikan penyangka standar  $\beta^*$  pada persamaan ke 2 maka sebelumnya haruslah dibentuk bagian utama yang nantinya akan dipakai sebagai variabel baru dalam melakukan estimasi standar regresi  $y^*$  dengan menggunakan algoritma PLS1. Metode regresi PLS dengan k komponen utama dapat dirumuskan sebagai berikut

$$y^* = X^* W P' \beta^* + e^* \quad (3)$$

Dimana W adalah matriks pembobot untuk matriks  $X^*$  yang mempunyai ukuran (k x k) dan  $P'$  yaitu matriks muatan yang memiliki ukuran (k x k). dengan mengartikan  $X^* W = T$  dan  $P' \beta^* = c$ , sehingga dari persamaan (3) berubah ke persamaan (4) sebagai berikut

$$y^* = T c + e^* \quad (4)$$

Dengan  $y^*$  adalah vector variabel yang terikat yang memiliki ukuran (n x 1), dan T yaitu matriks komponen utama yang memiliki ukuran (n x k) dan c yaitu vector koefisien regresi yang memiliki ukuran (k x 1)

Berikut ini adalah tahapan-tahapan dalam pembentukan beberapa komponen utama dengan memakai algoritma PLS1 yaitu sebagai berikut

1. Tentukan bobot  $w_j = \frac{x_{(j)}^* y^*}{\|x_{(j)}^* y^*\|}$
2. Tentukan komponen  $t_j = x_{(j)}^* w_j$
3. Tentukan koefisien regresi  $\hat{c}_j = \frac{t_j' y^*}{t_j' t_j}$
4. Tentukan muatan  $p_j = \frac{x_{(j)}^* t_j}{t_j' t_j}$
5. Tentukan  $x_{(j+1)}^* = x_{(j)}^* - t_j p_j'$
6. Ulangi Langkah pertama hingga ke lima

Jika model regresi yang digunakan terdiri dari tiga variabel bebas maka model regresi PLS yang didapat yaitu

1. Model Regresi PLS dengan 1 bagian :  $y^* = t_1 c_1 + e^*$
2. Model Regresi PLS dengan 2 bagian :  $y^* = t_1 c_1 + t_2 c_2 + e^*$
3. Model Regresi PLS dengan 3 bagian :  $y^* = t_1 c_1 + t_2 c_2 + t_3 c_3 + e^*$

Dan setelah model regresi telah didapatkan maka Langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter tegresi dengan model penduganya yaitu

$$\hat{y}^* = T \hat{c} \quad (5)$$

Sehingga diperoleh penduga parameter c yaitu

$$\hat{c} = (T' T)^{-1} T' y^* \quad (6)$$

Berdasarkan definisi  $\beta^* p' = c$  Dimana  $(P')^{-1} = w$ , didapatkan penduga  $\hat{\beta}^*$  dari regresi PLS yaitu

$$\hat{\beta}^* = w \hat{c} \quad (7)$$

Dengan mensubstitusikan persamaan ke (5) dan ke (6) maka didapat penduga seavagai berikut

$$\hat{\beta}^* = W (T' T)^{-1} T' y^*$$

## METODE

Pada jurnal ini akan digunakan metode tinjauan Pustaka atau literatur review. Tinjauan Pustaka dilaksanakan dengan cara mengumpulkan, mengevaluasi dan mengintergrasi berbagai informasi dari berbagai sumber bacaan yang sesuai ataupun relevan dengan pembahasan mengenai penelitian yang Dimana penelitian ini membahas mengenai bagaimana cara memperbaiki masalah multikolinearitas yang terjadi pada saat melakukan uji asumsi dengan menggunakan metode *Partial Least Square* (PLS).

Literatur review digunakan untuk membantu dalam memahami secara mendalam mengenai riset atau penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, membantu dalam melakukan identifikasi dan pembentukan kerangka konseptual penelitian, memastikan jika penelitian yang dilakukan memiliki arah tujuan yang jelas, memberikan panduan terhadap metode penelitian yang relevan untuk membantu dalam

memecahkan masalah di dalam penelitian, memberikan kontribusi pada pengembangan teori pada bidang tertentu.

Pengumpulan informasi dilakukan dengan cara mengumpulkan dan menganalisis mengenai isi dari sumber informasi seperti buku dan jurnal, dan setelah sumber informasi telah terkumpul maka akan dilakukan analisis untuk dijadikan sebagai dasar dalam melakukan analisis masalah yang sedang di bahas. Pengambilan data dilakukan dengan mengambil data sekunder dari salah satu jurnal.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data analisis dari dua jurnal observasi yang memiliki karakteristik yang sama, yaitu ukuran sample yang digunakan jumlah 30, 100, dan 200, jumlah variabel yang menjelaskan (tiga variabel bebas  $x$  dan 1 variabel tak bebas  $y$ ) dan koefisien korelasi antar variabel yang digunakan ( $\pm 0,3$ ,  $\pm 0,6$ ,  $\pm 0,9$ ). Standar yang dipakai dalam percobaan yaitu  $\beta_0 = 0$ ,  $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 1$ .

Lihat pada table 1. Table 1 menyajikan bias standar penaksir dengan cara OLS serta PLS yang menunjukkan sebenarnya angka bias dari cara PLS dan OLS pada koefisien korelasi ( $\rho$ ) dan ukuran sample ( $n$ ) yang berlainan. Perhatikan pada tabel 1 dapat kita ketahui bahwa pada koefisien korelasi yang bernilai -0,3, -0,6, -0,9, 0, dan 0,3 metode PLS mempunyai angka bias yang lebih besar dari cara OLS di semua ukuran sample. Pada koefisien korelasi 0,6 nilai bias  $\beta_1$  dari metode OLS lebih besar dibandingkan dengan metode PLS untuk setiap  $n$ . pada jumlah sample 30 dan 100 nilai bias  $\beta_3$  dari metode PLS lebih kecil dibanding OLS, sedangkan untuk  $\beta_2$  setiap ukuran sample ( $n$ ) dan  $\beta_3$  pada jumlah sample 200 nilai bias OLS bernilai kecil dari cara PLS, dan untuk koefisien korelasi 0,9 metode PLS memiliki nilai bias yang jarak lebih kecil bila diperbandingkan dengan cara OLS untuk tiap-tiap ukuran sample.

Dari tabel 1. dapat ditemukan sebenarnya diduga yang dengan cara baik saat tidak terjadi korelasi pada variable bebasnya adalah dengan cara OLS. Hasil observasi pada tabel kolom dibawah juga menenjukan bahwa Ketika variabel bebas berkorelasi negative cara OLS jauh lebih baik dibandingkan dengan cara PLS. dan dapat dilihat pula pada tabel 1 bahwa secara menyeluruh metode OLS lebih kecil dari 10%, artinya angka bias OLS masih mampu diperoleh. Hal ini juga meyakinkan ketidakbiasan yang dihasilkan OLS tidak terganggu oleh adanya multikolinearitas.

Pada koefisien korelasi yang positif metode PLS lebih banyak menciptakan angka bias yang lebih kecil dibandingkan cara OLS, jadi dapat diasumsikan bahwa cara PLS akan lebih baik diaplikasikan pada saat memperkirakan standar regresi saat koefisien korelasi antara variabel-variabel bebas lebih besar atau sama dengan 0,8 ( $\geq 0,8 / = 0,8$ ). Selain itu, dari pengamatan pada tabel 1 dapat ditarik kesimpulan bahwa bertambah besar ukuran data, maka angka bias yang diperoleh pada cara PLS akan semakin kecil.

Tabel 1. Nilai Bias Parameter Penduga dengan Metode OLS dan PLS

P	n	$\beta_1$		$\beta_2$		$\beta_3$	
		OLS	PLS	OLS	PLS	OLS	PLS
-0.9	30	-0.00032	0.00548	0.00942	-0.12219	-0.00752	-0.13621
	100	0.00089	0.02916	0.0052	-0.08819	-0.00256	-0.10063
	200	-0.00305	0.03369	-0.00146	-0.08656	-0.00202	-0.08662
-0.6	30	-0.00017	-0.01242	-0.00135	-0.32442	0.00083	-0.32556
	100	-0.00079	0.03236	-0.00272	-0.33073	0.00208	-0.32688
	200	0.00001	0.05039	0.00035	-0.32679	-0.00086	-0.32894
-0.3	30	0.00088	-0.62911	0.00177	-0.15024	-0.00153	-0.15085
	100	-0.00097	-0.65394	0.00231	-0.10989	-0.0002	-0.11222
	200	-0.00022	-0.65828	-0.00157	-0.1011	-0.00034	-0.1013
0	30	-0.00197	-0.05636	0.00298	-0.05078	-0.00216	-0.05525
	100	-0.00075	-0.02851	0.00173	-0.02558	0.00049	-0.02719
	200	-0.00104	-0.01951	0.00042	-0.01816	-0.00138	-0.0209
0.3	30	-0.00065	-0.01836	-0.00249	-0.01911	0.00166	-0.01559
	100	0.00083	-0.00679	0.00019	-0.00719	-0.00121	-0.00855
	200	-0.00067	-0.0053	-0.00078	-0.00555	-0.00112	-0.00611
0.6	30	-0.00816	0.00121	0.00279	-0.00638	-0.01514	-0.00597
	100	-0.00487	-0.00093	-0.00281	-0.00691	0.00373	-0.00054
	200	-0.00305	-0.00048	0.00091	-0.00166	-0.00081	-0.00354

0.9	30	0.00734	0.00057	-0.00299	-0.00113	-0.00286	-0.00139
	100	0.0055	0.00019	0.00142	-0.00055	-0.00632	-0.00047
	200	-0.00615	-0.00019	0.00479	-0.00021	0.00133	-0.00029

Selain itu dari angka biasanya, kualitas efisiensi cara OLS dan PLS dapat juga diamati dari angka MSE seperti yang dapat dilihat dari tabel 2. Pada tabel 2 menunjukkan angka MSE pada ukuran dan koefisien korelasi yang berbeda, secara singkat dapat dilihat bahwa peningkatan ukuran sample berbanding terbalik dengan MSE nya, dimana semakin meningkat ukuran sample maka lebih kecil angka MSE yang diperoleh. Cara PLS menghasilkan angka MSE yang semakin kecil diperbandingkan dengan angka MSE yang diperoleh dengan cara OLS ketika koefisien korelasi nya positif. Cara OLS menjadi penduga yang semakin efisien saat tidak mendapati koefisien korelasi antara variabel bebasnya karena angka MSE yang dihasilkan selalu semakin kecil diperbandingkan dengan cara PLS. pada koefisien korelasi 0,3, 0,6, dan 0,9 cara PLS mempunyai angka MSE yang semakin kecil dari cara OLS pada semua ukuran sample. Sebaliknya saat terdapat koefisien korelasi negatif antar variabel bebas, cara OLS mempunyai angka MSE yang jauh semakin kecil diperbandingkan dengan cara PLS. Dengan demikian dapat dikatakan saat koefisien korelasinya  $\geq 0,3$  cara PLS mempunyai tingkat kesalahan yang lebih kecil untuk memperkirakan standar regresinya.

Tabel 2. Nilai MSE Parameter Penduga dengan Metode OLS dan PLS

P	n	$\beta_1$		$\beta_2$		$\beta_3$	
		OLS	PLS	OLS	PLS	OLS	PLS
-0.9	30	0.3853	0.4058	0.37915	0.33859	0.38942	0.35134
	100	0.16104	0.18341	0.16005	0.1577	0.15821	0.15817
	200	0.09995	0.11601	0.10273	0.10714	0.10087	0.10639
-0.6	30	0.07799	0.07798	0.07639	0.17765	0.07725	0.18081
	100	0.03267	0.03348	0.03298	0.14481	0.03287	0.14316
	200	0.02025	0.02221	0.02061	0.13088	0.02065	0.13158
-0.3	30	0.04727	0.53555	0.04882	0.08777	0.04749	0.08634
	100	0.02011	0.50269	0.02018	0.04294	0.01996	0.04425
	200	0.01254	0.48293	0.01276	0.03108	0.01246	0.03093
0	30	0.03967	0.0428	0.0388	0.04125	0.03974	0.04301
	100	0.01662	0.01765	0.01636	0.01719	0.01666	0.01758
	200	0.01022	0.01066	0.01061	0.01102	0.01043	0.01098
0.3	30	0.03967	0.0428	0.0388	0.04125	0.03974	0.04301
	100	0.01994	0.01942	0.01976	0.0193	0.01979	0.01931
	200	0.01244	0.01224	0.01298	0.01275	0.01297	0.01278
0.6	30	0.18426	0.04369	0.17954	0.04479	0.18417	0.04483
	100	0.07562	0.03277	0.07449	0.0329	0.07877	0.03302
	200	0.04781	0.02104	0.04724	0.02121	0.04809	0.02091
0.9	30	0.54558	0.00573	0.56058	0.00573	0.55633	0.00559
	100	0.22427	0.00242	0.22711	0.00246	0.23018	0.00246
	200	0.14573	0.00156	0.13898	0.00157	0.1413	0.00158

## SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dari pembahasan sebelumnya, dapat ditarik beberapa kesimpulan, diantaranya adalah:

1. Saat terdapat koefisien korelasi negatif antar variabel standar regresi yang diperoleh dari cara PLS menjadi bias serta tak efisien, hal ini dapat dibuktikan dengan tidak adanya nilai bias maupun angka MSE yang semakin kecil yang dihasilkan dari metode PLS dibandingkan dengan hasil yang didapat dengan metode OLS. Dengan demikian dapat ditakrik kesimpulan bahwa saat terdapat koefisien korelasi negative antar variabel, cara OLS akan baik dibandingkan cara PLS.

2. Penyangka dijelaskan lebih baik apabila estimasinya memperoleh angka bias dan MSE yang semakin kecil atau mendekati 0. PLS menjadi metode yang lebih baik dan efisien saat terdapat koefisien korelasi yang semakin besar dan sama dengan 0,8 antar variabel bebasnya ( $\geq 0,8$  atau  $= 0,8$ ).

## REFERENSI

- [1] M. Masrurroh and R. Subekti, "APLIKASI REGRESI PARTIAL LEAST SQUARE UNTUK ANALISIS HUBUNGAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DI KOTA YOGYAKARTA," *MEDIA STATISTIKA*, vol. 9, no. 2, 2017, doi: 10.14710/medstat.9.2.75-84.
- [2] A. Sukmono and S. Subiyanto, "PENGUNAAN PARTIAL LEAST SQUARE REGRESSION (PLSR) UNTUK MENGATASI MULTIKOLINEARITAS DALAM ESTIMASI KLOOROFIL DAUN TANAMAN PADI DENGAN CITRA HIPERSPEKTRAL," *Geoid*, vol. 10, no. 1, 2014, doi: 10.12962/j24423998.v10i1.702.
- [3] E. R. Matulesy and A. U. Tambunan, "Analisis Regresi PLS Sebagai Alternatif Dari Regresi Linear Berganda: Studi Kasus Pengaruh Luas Lahan dan Luas Panen Terhadap Produksi Padi di Kabupaten Manokwari," *Jurnal Pendidikan dan Konseling (JPDK)*, vol. 5, no. 1, 2023.
- [4] Gujarati, "Ekonometrika dasar," *Erlangga*, vol. 4, no. 1, 1999.
- [5] D. N. Gujarati, D. C. Porter, E. Mardanugraha, S. Warhani, and C. Mangusong, "Dasar-Dasar Ekonometrika (Basic Econometrics)," *Salemba Empat*, vol. 1, no. 5, 2015.
- [6] G. Mardiatmoko, "Pentingnya Uji Asumsi Klasik Pada Analisis Regresi Linier Berganda (Studi Kasus Penyusunan Persamaan Alolometrik Kenari Muda)," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 14, no. 3, 2020.
- [7] R. Indahwati, D. Kusnandar, and E. Sulistianingsih, "Metode Partial Least Squares Untuk Mengatasi Multikolinearitas Pada Model Regresi Linear Berganda," *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*, vol. 3, no. 03, 2014.
- [8] E. Supriyadi, S. Mariani, and Sugiman, "Perbandingan Metode Partial Least Square (PLS) Dan Principal Component Regression (PCR) Untuk Mengatasi Multikolinearitas Pada Model Regresi Linear Berganda," *UNNES Journal of Mathematics*, 2017.
- [9] M. Sriningsih, D. Hatidja, and J. D. Prang, "PENANGANAN MULTIKOLINEARITAS DENGAN MENGGUNAKAN ANALISIS REGRESI KOMPONEN UTAMA PADA KASUS IMPOR BERAS DI PROVINSI SULUT," *JURNAL ILMIAH SAINS*, vol. 18, no. 1, 2018, doi: 10.35799/jis.18.1.2018.19396.
- [10] W. Resti Anggraeni, N. Nessyana Debararaja, and S. Wira Rizki, "ESTIMASI PARAMETER REGRESI RIDGE UNTUK MENGATASI MULTIKOLINEARITAS," 2018