



Perbandingan Regresi *Ridge* dan *Partial Least Square* dalam Mengatasi Multikolinearitas pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Nusa Tenggara Barat

Baiq Desi Nurma Sari^a, Lisa Harsyiah^{b*}, Zulhan Widya Baskara^c

^a Program Studi Matematika, Universitas Mataram, Indonesia

^{b,c} Program Studi Statistika, Universitas Mataram, Indonesia

*Corresponding author: lisa_harsyiah@unram.ac.id

ABSTRACT

Poverty is one of the most serious problems and must be addressed immediately. One of the steps to overcome poverty is to identify the factors that influence it. One of the statistical techniques used to examine the relationship between predictor variables and the response variable is regression analysis. An important assumption that must be met in regression analysis is the absence of multicollinearity. Multicollinearity refers to a condition where two or more predictor variables are highly correlated, which can reduce the accuracy of the regression model. Therefore, addressing multicollinearity is essential to obtain a reliable and valid model. In this study, two methods were employed Ridge regression and Partial Least Square (PLS) with the aim of overcoming the multicollinearity problem. The R^2_{adj} value was used as a comparison criterion to evaluate model performance. Both methods were applied to poverty-related data that exhibited signs of multicollinearity. The R^2_{adj} value obtained from the ridge regression model was 68,57%, while the PLS model yielded a higher R^2_{adj} value of 75,1%. Based on this comparison, it can be concluded that the PLS model produced more optimal results than ridge regression in addressing multicollinearity in the context of modeling factors that influence poverty levels in West Nusa Tenggara Province.

Keywords: Poverty, Multicollinearity, Ridge Regression, Partial Least Squares

ABSTRAK

Kemiskinan adalah salah satu masalah yang sangat serius dan harus segera diatasi. Adapun langkah untuk mengatasi kemiskinan adalah dengan menetukan faktor-faktor yang mempengaruhi. Salah satu teknik statistika yang digunakan untuk melihat hubungan variabel prediktor dengan variabel respon adalah analisis regresi. Salah satu asumsi penting yang harus dipenuhi adalah tidak adanya multikolinearitas. Multikolinearitas merupakan terjadinya korelasi antara beberapa atau semua variabel prediktor yang menyebabkan keakuratan model berkurang. Oleh karena itu, multikolinearitas harus diatasi supaya menghasilkan model yang tepat. Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah regresi *Ridge* dan *Partial Least Square*. Tujuannya yaitu untuk mengatasi masalah multikolinearitas. Nilai dari R^2_{adj} adalah sebagai suatu kriteria perbandingan. Kedua metode itu diterapkan pada data



kemiskinan yang mempunyai multikolinieritas. Nilai R^2_{adj} didapatkan dari hasil penelitian regresi *Ridge* yaitu adalah sebesar 68,57%. Sementara itu, model *Partial Least Square* (PLS) menghasilkan nilai R^2_{adj} sebesar 75,1%. Dari hasil perbandingan dapat ditarik kesimpulan bahwa model PLS memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan regresi *ridge* dalam kasus multikolinearitas pada model faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan di Provinsi Nusa Tenggara Barat.

Kata kunci: Kemiskinan; Multikolinearitas; Regresi *Ridge*; *Partial Least Square*

Diterima: 06-10-2025; Disetujui: 27-11-2025;

Doi: <https://doi.org/10.29303/ijasds.v2i2.8051>

1. Pendahuluan

Masalah kemiskinan merupakan salah satu permasalahan global yang menjadi tantangan utama bagi hampir seluruh negara berkembang yang mengalami masalah kemiskinan (Annisa *et al*, 2020). Menurut Badan Pusat Statistika (BPS) pada tahun 2023 jumlah penduduk miskin di Indonesia mencapai 278,696 juta jiwa. Tingkat kemiskinan di berbagai provinsi di Indonesia masih menunjukkan perbedaan yang cukup signifikan, termasuk Nusa Tenggara Barat yang masih menghadapi masalah kemiskinan. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistika, sekitar 14,63% dari total penduduk yang berada di seluruh Kabupaten/Kota di provinsi Nusa Tenggara Barat dikatakan sebagai penduduk miskin. Pada tahun 2019, angka kemiskinan menurun menjadi 14,56%, kemudian kembali turun menjadi 13,97% pada tahun 2020. Namun, pada tahun 2021 terjadi peningkatan menjadi 14,14%. Selanjutnya, pada tahun 2022 angka kemiskinan di Nusa Tenggara Barat kembali menurun menjadi 13,68%, sebelum akhirnya meningkat lagi pada tahun 2023 menjadi 13,85%. Angka tersebut menunjukkan bahwa kemiskinan di Nusa Tenggara Barat masih diperlukan partisipasi yang aktif dari pemerintah di pusat maupun daerah, untuk menekan angka kemiskinan (BPS, 2023).

Kemiskinan disebabkan oleh beberapa permasalahan yang saling berhubungan seperti kondisi lingkungan, pendidikan, pendapatan, kesehatan, dan lain-lain. Selain itu kemiskinan dipengaruhi oleh faktor lain diantaranya angka melek huruf, tingkat pengangguran terbuka, partisipasi sekolah, pengeluaran perkapita perbulan, dan lain-lain (BPS, 2023). Oleh karena itu, penanganan kemiskinan menjadi sangat mendesak untuk dilakukan secara komprehensif dan berkelanjutan agar berbagai faktor penyebabnya dapat diatasi secara efektif.

Selanjutnya, untuk menentukan pola hubungan atau pengaruh faktor-faktor penduga terhadap kemiskinan diperlukan suatu metode statistika yaitu analisis regresi. Salah satu teknik statistika yang digunakan untuk melihat hubungan variabel prediktor dengan variabel respon disebut analisis regresi (Della, 2018). Adapun analisis regresi mempunyai syarat yang harus dipenuhi diantaranya tidak terjadi multikolinieritas (Draper dan Smith, 1992). Multikolinieritas adalah suatu kondisi dimana ada hubungan yang tinggi pada beberapa faktor yang saling berhubungan dalam suatu penelitian (Astuti, 2014). Untuk menangani permasalahan ini, beberapa alternatif diantaranya *Principal Component Analysis* (PCA), *Partial Least Square* (PLS) dan regresi *Ridge* (Nurhasanah, *et al.*, 2012). PLS merupakan kombinasi dari analisis komponen utama dan regresi linear. Komponen dalam PLS dibentuk untuk memaksimalkan kovarians antara variabel respon dan kombinasi linier dari variabel prediktor. Pendekatan ini menghasilkan komponen PLS yang dapat menjelaskan varians variabel respon sebanyak mungkin (Abdi, 2003). Metode ini mempunyai kelebihan dibandingkan dengan metode lainnya yaitu data tidak berdistribusi normal dan ukuran sampel relatif kecil (Ghozali, 2008). Namun, regresi *ridge* adalah modifikasi dari metode *Ordinary Least Square* (OLS) dengan menambahkan tetapan bias. Penambahan tetapan bias berfungsi untuk memperbaiki ketidakstabilan estimasi koefisien regresi (Younker, 2012).

Berdasarkan penjabaran di atas diketahui bahwa faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan lebih dari satu dan terdapat hubungan antar faktor tersebut atau terjadi multikolinearitas. Oleh karena digunakan metode regresi *Ridge* dan PLS sebagai penyelesaian masalah multikolinieritas. Kedua metode ini akan diterapkan pada kasus kemiskinan di Nusa Tenggara Barat untuk memperoleh model terbaik serta faktor-faktor apa saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan sehingga

dapat dijadikan pertimbangan bagi masyarakat dan instansi sosial dalam menangani kemiskinan di Nusa Tenggara Barat.

2. Metode

Pada penelitian ini menggunakan data sekunder dengan studi kasus kemiskinan di Nusa Tenggara Barat tahun 2023 yang bersumber dari Badan Pusat Statistika (BPS). Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini yaitu angka melek huruf (x_1), rata-rata lama sekolah (x_2), tingkat pengangguran terbuka (x_3), indeks keparahan kemiskinan (x_4), indeks pembangunan manusia (x_5) sebagai variabel prediktor dan indeks penduduk miskin (y) sebagai variabel respon. Berikut langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian yaitu:

1. Menstandarisasi data variabel penelitian.

Standarisasi dilakukan terhadap variabel respon (Y) dan variabel prediktor (X) menggunakan persamaan berikut:

$$y_i^* = \left(\frac{y_i - \bar{y}}{s_y} \right), i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$Z_{ij} = \left(\frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_{x_j}} \right), \quad j = 1, 2, 3, \dots, k$$

dimana:

y_i^* : Variabel y_i dalam bentuk baku

Z_{ij} : Variabel x_{ij} dalam bentuk baku

s_y : Simpangan baku variabel respon

s_{x_j} : Simpangan baku variabel prediktor

2. Uji Multikolinieritas

Selanjutnya, dilakukan uji multikolinieritas dengan nilai VIF. hubungan linier yang terdapat di antara variabel bebas disebut dengan multikolinieritas. Menurut Montgomery, Peck dan Vining (2012) multikolinieritas dapat dideteksi dengan *Variance Inflation Factor* (VIF). Apabila nilai $VIF \geq 10$ mengidentifikasi adanya multikolinieritas. Rumus multikolinieritas sebagai berikut.

$$VIF = \left(\left(\frac{1}{n-1} \right) C \right)^{-1} \quad (1)$$

dimana:

C : tetapan bias

n : jumlah data

3. Metode Ridge

Adapun tahapan dari analisis menggunakan metode *Ridge* adalah (Younker, 2012):

- Menghitung tetapan bias dengan metode kibria. Estimasi parameter regresi Ridge dengan metode Kibria merupakan pengembangan metode estimasi sebelumnya yaitu metode Hoerl dan Kennard. Metode Kibria menggunakan nilai median untuk menentukan tetapan bias, median digunakan dikarenakan tidak sensitif terhadap data yang mengandung pencilan. Nilai tetapan bias dengan metode kibria dirumuskan sebagai berikut.

$$c^0 = \text{median} \left\{ \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\alpha}_{ols}^2} \right\} \quad (2)$$

- Melakukan estimasi parameter regresi *Ridge* dengan estimator Kibria dengan persamaan berikut:

$$\hat{\beta}_{ridge}^1 = (X^t X + c^0 I)^{-1} X^t Y \quad (3)$$

- c. Melakukan uji signifikan menggunakan uji F dan uji t .

Uji F digunakan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh semua variabel prediktor terhadap variabel respon. Pengujian ketetapan model dilakukan dengan menggunakan $\alpha = 5\%$. Berikut hipotesis uji ketetapan model:

H_0 : semua variabel x_j tidak berpengaruh terhadap variabel y ($\beta_i = 0, i = 1,2,3, \dots$)

H_1 : semua variabel x_j memiliki pengaruh terhadap variabel y ($\beta_i \neq 0$)

$$F_{hitung} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 / k}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - k - 1)} \quad (4)$$

Adapun kriteria pengambilan keputusan yaitu H_0 ditolak jika nilai $F_{hit} > F_{tabel}$ dan $sig < 5\%$. Uji t digunakan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh variabel prediktor dengan variabel respon secara parsial. Pengujian ketetapan model dilakukan dengan menggunakan $\alpha = 5\%$. Berikut hipotesis uji ketetapan model:

H_0 : variabel x_{ji} tidak berpengaruh terhadap variabel y ($H_0 = 0, i = 1,2,3, \dots$)

H_1 : variabel x_{ji} memiliki pengaruh terhadap variabel y ($\beta_i \neq 0$)

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (5)$$

Adapun kriteria pengambilan keputusan yaitu H_0 ditolak jika nilai $|t_{hit}| > t_{tabel}$ dan $sig < 5\%$.

- d. Mengembalikan persamaan regresi *ridge* ke variabel awal, diperoleh persamaan model.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_h X_h + \varepsilon \quad (6)$$

- e. Melakukan uji residual diantaranya uji normalitas dengan metode *Kolmogorov-Smirnov*, uji autokorelasi dengan metode *Durbin-Watson* dan uji heteroskedastisitas dengan metode Glejser.

4. Metode *Partial Least Square*

Adapun tahapan dari analisis menggunakan metode PLS adalah (Bastien, 2004):

- Dilakukan regresi sederhana y dengan masing-masing x_j dan komponen ke- $(h - 1)$
- Melihat jika variabel prediktor signifikan, maka selanjutnya menghitung $cor(x_j, y)$ dengan persamaan berikut.

$$a_{1j} = \frac{cov\left(y, \frac{x_j}{var(x_j)}\right)}{var\left(\frac{x_j}{var(x_j)}\right)} = cov(y, x_j) \quad (7)$$

Dalam perhitungan komponen PLS $cov(y, x_{1j}) = cor(y, x_{1j})$.

- c. Pembentukan komponen PLS ke- h ulangi langkah pertama sampai semua komponen terbentuk dengan persamaan berikut.

$$t_1 = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=1}^p cor(x_{1j}, y)^2}} \sum_{j=1}^p cor(x_{1j}, y) x_j^* \quad (8)$$

- d. Meregresikan komponen-komponen PLS terhadap y , diperoleh persamaan model.

$$y = c_1 t_1 + c_2 t_2 + \dots + c_h t_h + \varepsilon \quad (9)$$

- e. Melakukan uji signifikan parameter menggunakan uji F dan uji t.

Uji F digunakan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh semua variabel prediktor terhadap variabel respon. Pengujian ketetapan model dilakukan dengan menggunakan $\alpha = 5\%$. Berikut hipotesis uji ketetapan model:

H_0 : semua variabel x_{ji} tidak berpengaruh terhadap variabel y ($\beta_i = 0, i = 1,2,3, \dots$)

H_1 : semua variabel x_{ji} berpengaruh terhadap variabel y ($\beta_i \neq 0$)

$$F_{hitung} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 / k}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - k - 1)} \quad (10)$$

Adapun kriteria pengambilan keputusan yaitu H_0 ditolak jika nilai $F_{hit} > F_{tabel}$ dan $sig < 5\%$.

Uji t digunakan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh variabel prediktor dengan variabel respon secara parsial. Pengujian ketetapan model dilakukan dengan menggunakan $\alpha = 5\%$. Berikut hipotesis uji ketetapan model:

H_0 : variabel prediktor tidak memiliki pengaruh terhadap variabel respon

($H_0 = 0, i = 1,2,3, \dots$)

H_1 : variabel prediktor memiliki pengaruh terhadap variabel respon ($\beta_i \neq 0$)

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (11)$$

Adapun kriteria pengambilan keputusan yaitu H_0 ditolak jika nilai $|t_{hit}| > t_{tabel}$ dan $sig < 5\%$.

- f. Mengembalikan persamaan regresi PLS ke variabel awal, berikut model persamaan.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_h X_h + \varepsilon \quad (12)$$

- g. Melakukan uji residual diantaranya uji normalitas dengan metode *Kolmogorov-Smirnov*, uji autokorelasi dengan metode *Durbin-Watson* dan uji heteroskedastisitas dengan metode *Glajser*.

5. Pemilihan Kebaikan Model

Menurut Basuki dan Prawoto (2016), R_{adj}^2 merupakan salah satu kriteria kebaikan model. R_{adj}^2 digunakan untuk membandingkan dua model atau lebih dimana semakin besar nilai R_{adj}^2 , ketetapan model dalam keragaman model semakin baik.

$$R_{adj}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - k)}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 / (n - 1)} \quad (13)$$

6. Menarik kesimpulan dari hasil kedua metode yaitu regresi *ridge* dan PLS.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Standarisasi Data

Berdasarkan variabel yang mempengaruhi kemiskinan yang digunakan terlihat bahwa faktor-faktor tersebut memiliki satuan yang berbeda. Oleh karena itu, dilakukan standarisasi data menggunakan metode pemasaran dan penskalaan dengan memanfaatkan nilai rata-rata serta simpangan baku. Standarisasi data digunakan untuk mengubah skala data sehingga memiliki rata-rata (mean) 0 dan simpangan baku (standar deviasi) 1.

3.2. Multikolinieritas

Setelah dilakukan standarisasi, tahapan dilanjutkan dengan uji multikolinieritas menggunakan nilai VIF. Hasil dari uji multikolinieritas diuraikan dalam tabel sebagai berikut:

Tabel 1. VIF pada Deteksi Multikolinieritas

Variabel	VIF	Keputusan
Z_1	15,41	Terdapat multikolinieritas
Z_2	47,63	Terdapat multikolinieritas
Z_3	52,89	Terdapat multikolinieritas
Z_4	5,46	Tidak terdapat multikolinieritas
Z_5	75,33	Terdapat multikolinieritas

Merujuk pada Tabel 1 di atas bisa dilihat bahwa variabel Z_4 yaitu indeks keparahan kemiskinan tidak ada multikolinieritas dengan nilai VIF sebesar 5,46. Untuk mengatasi masalah multikolinieritas pada variabel prediktor lainnya, digunakan metode regresi *Ridge* dan PLS.

3.3. Regresi *Ridge*

Berikut hasil perhitungan tetapan bias regresi *Ridge* dengan metode Kibria beserta nilai estimasi parameter regresi *Ridge* bisa dilihat pada tabel berikut.

Tabel 2. Nilai Estimasi Parameter Kibria beserta Nilai VIF

Iterasi	Nilai c	Error	$\hat{\beta}_{ridge}^*$	VIF
0	1,389	4,153	-0,11	2,32
			-0,08	3,03
			-0,35	2,75
			0,39	1,27
			-0,11	3,40
1	2,398	0,044	-0,10	1,68
			-0,09	2,02
			-0,31	1,83
			0,36	1,07
			-0,14	2,17
2	2,936	0,017	-0,10	1,48
			-0,10	1,73
			-0,29	1,58
			0,34	0,99
			-0,15	1,83
3	3,221	0,008	-0,10	1,39
			-0,10	1,61
			-0,29	1,47
			0,33	0,96
			-0,15	1,69

Berdasarkan Tabel 2 di atas diperoleh nilai $error \leq 0,01$ yaitu sebesar 0,008 pada iterasi ke tiga dengan nilai tetapan bias sebesar 3,221. Berdasarkan nilai tetapan bias diperoleh estimasi parameter yang tidak mengandung multikolinieritas. Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter secara parsial maupun serentak menggunakan uji t dan uji F. Hasil perhitungan uji F diperoleh $F_{hitung} (988,764) > F_{tabel} (6,256)$ sehingga H_0 ditolak. Sedangkan dari hasil perhitungan uji t dapat disimpulkan dari ke lima variabel prediktor tidak signifikan berpengaruh terhadap variabel respon. Oleh karena itu, metode estimasi parameter regresi *Ridge* dengan metode Kibria dapat menyelesaikan masalah multikolinieritas. Model regresi dari metode regresi *Ridge* sebagai berikut.

$$Y = -1,03e^{-16} - 0,10Z_1 - 0,10Z_2 - 0,29Z_3 + 0,33Z_4 - 0,15Z_5 \quad (14)$$

Dari persamaan (14) ditransformasi ke variabel awal, diperoleh model regresi sebagai berikut

$$Y = 38,231 - 0,017_{AMH} - 0,069_{RLS} - 0,310_{TPT} + 1,048_{IKK} - 0,037_{IPM} \quad (15)$$

Berdasarkan model yang diperoleh, dapat diinterpretasikan bahwa kenaikan nilai angka melek huruf (X_1) sebesar satu satuan dengan variabel lain tetap, menyebabkan variabel respon mengalami penurunan sebesar 0,017. Setiap kenaikan nilai rata-rata lama sekolah (X_2) sebesar satu satuan dengan variabel lain dikatakan konstan, sehingga variabel respon menurun sebesar 0,069. Setiap kenaikan nilai tingkat pengangguran terbuka (X_3) sebesar satu satuan dengan variabel lain dikatakan tidak berubah, variabel respon mengalami penurunan sebesar 0,310. Setiap kenaikan nilai indeks keparahan kemiskinan (X_4) sebesar satu satuan dengan variabel lain dianggap konstan, variabel respon mengalami kenaikan sebesar 0,33. Setiap kenaikan nilai indeks pembangunan manusia (X_5) sebesar satu satuan dengan variabel lain dikatakan tetap, sehingga variabel respon mengalami penurunan sebesar 0,037.

3.4. Partial Least Square

Metode yang digunakan dalam menyelesaikan masalah multikolinieritas pada penelitian ini selanjutnya adalah *partial least square*. Adapun tahapan untuk analisis dengan metode PLS adalah sebagai berikut:

1. Komponen pertama, t_1

Mengidentifikasi komponen t_1 , dilakukan proses regresi y dengan masing-masing x_j . Tujuan regresi awal ini adalah untuk menemukan variabel-variabel yang bisa berkontribusi secara signifikan terhadap pembentukan komponen pertama PLS. Hasil uji signifikansi dari setiap variabel x_j dituliskan dalam Tabel 3 di bawah ini.

Tabel 3. Hasil Uji Signifikansi Pembentukan t_1 untuk Masing-Masing x_j

Prediktor	Koefisien	SE	t	p - value
AMH (X_1)	-0,640	0,272	-2,354	0,046
RLS (X_2)	-0,700	0,253	-2,772	0,024
TPT (X_3)	-0,811	0,207	-3,920	0,004
IKK (X_4)	-0,771	0,225	3,420	0,009
IPM (X_5)	-0,770	0,226	-3,412	0,009

Berdasarkan Tabel 3, hasil uji signifikansi menunjukkan bahwa semua variabel berkontribusi secara signifikan membentuk komponen pertama dari model *Partial Least Squares* (PLS) pada tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Selanjutnya, menghitung nilai korelasi variabel prediktor. Hasil nilai korelasi untuk variabel prediktor diuraikan pada bentuk tabel sebagai berikut.

Tabel 4. Nilai Korelasi Variabel x_j dengan Variabel y

Variabel prediktor	Korelasi
z_1	-0,640
z_2	-0,700
z_3	-0,811
z_4	0,771
z_5	-0,770

Persamaan komponen PLS pertama yang terbentuk sebagai berikut:

$$t_1 = -0,3863z_1 - 0,4225z_2 - 0,4895z_3 + 0,4654z_4 - 0,4648z_5 \quad (16)$$

Selanjutnya, substitusikan nilai variabel prediktor yang sudah distandarisasi untuk masing-masing lokasi ke Persamaan (16), hasil perhitungan diuraikan dalam tabel.

Tabel 5. Nilai Komponen PLS Pertama t_1

Kab/Kota	t_1
Lombok Barat	0,41586
Lombok Tengah	1,29644
Lombok Timur	1,70199
Sumbawa	-0,35444
Dompu	-0,38175
Bima	0,38604
Sumbawa Barat	-1,28898
Lombok Utara	3,39209
Kota Mataram	-2,6798
Kota Bima	-2,48745

2. Komponen kedua, t_2

Pembentukan komponen kedua, perlu menganalisis pentingnya pembentukan komponen kedua. Analisis ini dilakukan dengan meregresi y terhadap komponen pertama t_1 dan masing-masing x_j . Pada pembentukan komponen PLS kedua, hanya variabel yang signifikan yang digunakan dalam pembentukan komponen kedua. Hasil dari regresi yang telah dilakukan disajikan dalam Tabel sebagai berikut.

Tabel 6. Hasil Uji signifikansi Pembentukan t_2 untuk Masing-Masing x_j

Prediktor	Koefisien	SE	t	P-value
AMH (z_1)	0,304	0,299	1,019	0,342
RLS (z_2)	0,428	0,359	1,193	0,272
TPT (z_3)	-0,204	0,338	-0,603	0,566
IKK (z_4)	0,282	0,233	1,211	0,265
IPM (z_5)	0,210	0,427	0,493	0,637

Tabel 6 menunjukkan bahwa variabel prediktor yang membentuk komponen PLS kedua tidak signifikan. Oleh karena itu, proses perhitungan hanya mencapai komponen PLS pertama.

Adapun model yang dihasilkan dari metode *partial least square* yang sudah ditransformasikan ke variabel asli sebagai berikut.

$$Y = 13,909 - 0,14479_{AMH} - 0,66039_{RLS} - 1,17789_{TPT} + 3,271391_{IKK} - 0,25842_{IPM} \quad (17)$$

Berdasarkan model yang diperoleh, dapat diinterpretasikan bahwa kenaikan nilai angka melek huruf sebesar satu satuan dengan variabel lain dikatakan tetap, dapat menurunkan variabel respon sebesar 0,14479. Setiap kenaikan nilai rata-rata lama sekolah sebesar satu satuan dengan asumsi variabel lain dikatakan konstan, akan menurunkan variabel respon sebesar 0,66039. Setiap kenaikan nilai tingkat pengangguran terbuka sebesar satu satuan dengan variabel lain dikatakan tidak berubah, variabel respon menurun sebesar 1,17789. Setiap kenaikan nilai indeks keparahan kemiskinan sebesar satu satuan dengan variabel lain dikatakan konstan, justru meningkatkan variabel respon sebesar 3,271391. Setiap kenaikan nilai indeks pembangunan manusia sebesar satu satuan dengan variabel lain dikatakan konstan, variabel respon mengalami penurunan sebesar 0,25842.

3.5. Uji Asumsi

Terdapat asumsi-asumsi yang harus dipenuhi dalam regresi linier berganda. Setelah melakukan uji signifikan dan diperoleh model pada regresi *ridge* dan PLS, selanjutnya yaitu melakukan uji asumsi.

- Uji Normalitas

Bertujuan untuk menganalisis apakah *error* berdistribusi normal atau tidak. Dalam penelitian ini, pengujian normalitas menggunakan *Kolmogorov-Smirnov*. Berikut disajikan hasil perhitungan untuk *Kolmogorov-Smirnov* disajikan dalam tabel sebagai berikut.

Tabel 7. Hasil Uji *Kolmogorov-smirnov*

Metode	Nilai Statistika Uji	Keputusan
Regresi <i>Ridge</i>	0,205	Terima H_0
<i>Partial Least Square</i>	0,161	Terima H_0

Hipotesis:

H_0 : *error* berdistribusi normal ($\mu = 0$)

H_1 : *error* tidak berdistribusi normal ($\mu \neq 0$)

Kriteria pengambilan keputusan pada *Kolmogorov-Smirnov* yaitu jika nilai $D_{hit} \leq D_{tabel}$ atau $p\ value > \alpha$ maka dikatakan berdistribusi normal. Untuk metode regresi *Ridge*, nilai sebesar $0,205 < 0,2088$. Sedangkan, untuk PLS nilai sebesar $0,161 < 0,2088$. Artinya dari kedua model tersebut berdistribusi normal.

- Uji Heteroskedastisitas

Bertujuan untuk mengetahui varian *error* konstan atau tidak, dimana uji ini menggunakan Glajser. Berikut hasil perhitungan Glejser disajikan dalam tabel sebagai berikut.

Tabel 8. Hasil Uji Glajser

Metode	Nilai Statistika Uji	Keputusan
Regresi <i>Ridge</i>	0,189	Terima H_0
<i>Partial Least Square</i>	0,367	Terima H_0

Hipotesis:

H_0 : tidak terjadi heteroskedastisitas pada *error*

H_1 : terjadinya heteroskedastisitas pada *error*

Kriteria pengambilan keputusan pada uji Glejser yaitu gagal tolak H_0 jika $|F_{hit}| < F_{tabel}$ atau $p\ value > \alpha$ yang artinya tidak terjadi heteroskedastisitas pada *error*. Untuk metode regresi *Ridge*, nilai sebesar $0,189 < 5,1922$. Sedangkan, untuk PLS nilai sebesar $0,367 < 5,1922$. Terima H_0 , artinya bahwa tidak terjadi heteroskedastisitas pada kedua model tersebut.

- Uji Autokorelasi

Uji autokorelasi digunakan untuk mendeteksi adanya hubungan korelasi antara residual pada periode waktu yang berbeda. Uji autokorelasi menggunakan *Durbin-Watson*. Berikut hasil perhitungan *Durbin-Watson* disajikan dalam Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Uji *Durbin-Watson*

Metode	Nilai Statistika Uji	Keputusan
Regresi <i>Ridge</i>	0,189	Terima H_0
<i>Partial Least Square</i>	0,367	Terima H_0

Hipotesis untuk uji *Durbin-Watson*:

- H_0 : tidak terjadi autokorelasi pada *error*
 H_1 : terjadinya autokorelasi pada *error*

Kriteria pengambilan keputusan pada uji *Durbin-Watson* yaitu $dL < d < dU$. Untuk metode regresi *ridge*, nilai $dL = 0,2427$ dan $dU = 2,8217$ diperoleh nilai yaitu $0,2427 < 2,40 < 2,8217$. Sedangkan, untuk PLS nilai $dL = 0,8791$ dan $dU = 1,3197$ diperoleh nilai yaitu $0,8791 < 0,996 < 1,3197$. Terima H_0 , artinya bahwa tidak terjadi autokorelasi pada kedua model tersebut.

3.6. Kebaikan Model

Setelah diperoleh model regresi dari regresi *Ridge* dan PLS, langkah selanjutnya yaitu membandingkan kedua model regresi dari metode tersebut. Pada penelitian ini, kebaikan model akan dibandingkan berdasarkan nilai R^2_{adj} .

- Regresi *Ridge*

$$\begin{aligned}
 R^2_{adj} &= 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - k)}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 / (n - 1)} \\
 &= 1 - \frac{1,571 / 5}{9 / 9} \\
 &= 1 - 0,314 \\
 &= 0,686
 \end{aligned}$$

- *Partial Least Square*

$$\begin{aligned}
 R^2_{adj} &= 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - k)}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 / (n - 1)} \\
 &= 1 - \frac{44,983 / 9}{203,272 / 9} \\
 &= 1 - \frac{4,998}{22,586} \\
 &= 0,751
 \end{aligned}$$

Nilai R^2_{adj} dari metode regresi *Ridge* sebesar 68,57%, yang menunjukkan tingkat hubungan variabel respon dengan variabel prediktor. Sedangkan, sebesar 31,43% merupakan faktor lain diluar variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon. Metode PLS diperoleh nilai R^2_{adj} sebesar 75,1%, artinya persentase besar hubungan antara variabel respon dan variabel predictor sebesar 24,9% dipengaruhi oleh faktor lain di luar variabel prediktor.

Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan, terlihat bahwa nilai perbandingan R^2_{adj} regresi PLS lebih besar dibandingkan dengan nilai R^2_{adj} regresi *Ridge*. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model regresi yang dibuat oleh metode PLS lebih baik dari model regresi *Ridge*.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil perhitungan, model regresi *Ridge* memiliki tingkat keakuratan sebesar 68,57%, yang menunjukkan bahwa variabel prediktor mampu menjelaskan hubungan dengan variabel respon, sementara 31,43% dipengaruhi oleh faktor lain di luar model. Adapun metode PLS menunjukkan tingkat keakuratan sebesar 75,1%, sehingga 24,9% sisanya dipengaruhi oleh faktor lain di luar variabel prediktor. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa PLS lebih baik dibandingkan dengan regresi *Ridge* dalam menangani permasalahan multikolinieritas pada variabel-variabel yang berkontribusi terhadap tingkat kemiskinan di Nusa Tenggara Barat.

Ucapan Terima Kasih

Pertama penulis mengucapkan puja-puji serta syukur kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga artikel ini bisa terselesaikan dengan baik. Selanjutnya, terima kasih penulis ucapkan kepada kedua orang tua yang telah mendukung serta mendo'akan dalam kelancaran penyusunan artikel ini. Penulis mengucapkan terima kasih kepada ibu Lisa Harsyiah, S.Pd., M.Si. dan bapak Zulhan Widya Baskara S.Si., M.Si adalah dosen pembimbing yang memberikan bimbingan, arahan serta dukungan sehingga artikel ini bisa terselesaikan dengan baik. Penulis tidak lupa mengucapkan terimakasih kepada Universitas Mataram yang mewadahi dalam menuntut ilmu. Semoga artikel ini dapat membantu mengembangkan ilmu pengetahuan dan mendorong semangat inovasi di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- Annisa, H., Pradita, N. F., & Sukmawaty, Y. (2020). Analisis Kasus Kemiskinan di Provinsi Kalimantan Tengah dengan Pendekatan Principal Component Analysis. *Jurnal Al-Qardh*, 5(2), 134-141.
- Astuti, A. D. (2014). Partial Least Square (PLS) dan Principal Component Regression (PCR) untuk Regresi Linear dengan Multikolineartas pada Kasus Indeks Pembangunan Manusia di Gunung Kidul. *Skripsi*. Universitas Negeri Yogyakarta.
- Bastien, P., Vinzi, V., & Tenenhaus, M. (2004). Partial Least Square Generalized Linear Regression. *Computational Statistics & Data Analysis* 48, 17-46.
- Basuki, T., & Prawoto. (2016). *Analisis Regresi dalam Penelitian Ekonomi dan Bisnis: Dilengkapi Aplikasi SPSS dan Eviews*. Jakarta: PT Raja Grafindo Persada.
- Draper, N.R. dan Smith, H. (2014). *Applied Regression Analysis*, pp. 1-716.
- Ghozali, I., (2008). *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program IBM SPSS 23* (Edisi Kedelapan). Semarang: Universitas Diponegoro.
- Hoerl, A. E., dan Kennard, R. W., (1970). Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1), 55-67.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., dan Vining, G. G., (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis* (Fifth Edition). Wiley.
- Nurhasanah, Subianto, M., dan Fitriani, R., (2012). Perbandingan metode Partial Least Square (PLS) dengan regresi komponen utama untuk mengatasi multikolinearitas. *Statistika* 12.1.
- Younker, J., (2012). *Ridge Estimation and its Modifications for Linear Regression for Linear Regression with Deterministic or Stochastic Predictors*. Canada: University of Ottawa.