



IPB University
— Bogor Indonesia —



ANALISIS MODEL PREDIKTIF

APLIKASI METODE REGRESI LASSO DAN RIDGE DALAM MENGANALISIS FAKTOR- FAKTOR YANG MEMENGARUHI NILAI TUKAR DOLLAR AS TERHADAP RUPIAH

KELOMPOK 8

DOSEN PEMBIMBING: RUHIYAT, S.SI., M.SI., M.ACT.SC.



ANGGOTA KELompok



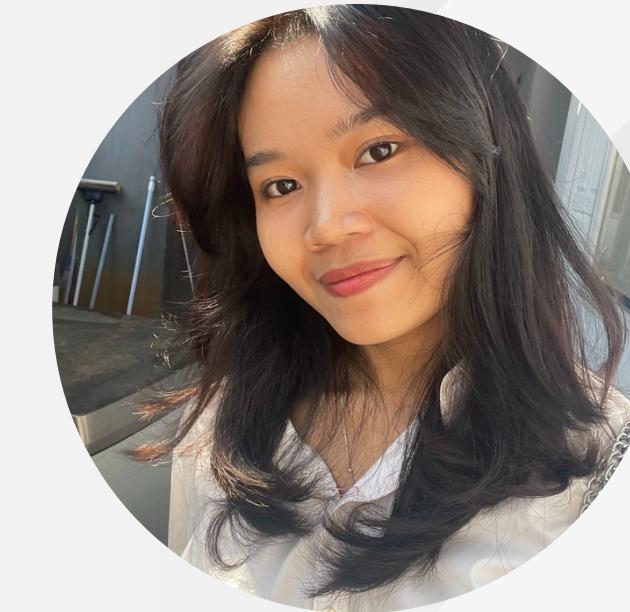
Ahmad Buqhari
G5402221001



Khansa Maghfira Azzahra
G5402221004



Antonius Aditya Rizky Wijaya
G5402221003



Viola Firda Rizqi Anggrainiputri
G5402221018

DAFTAR ISI



Pendahuluan



Metode Penelitian



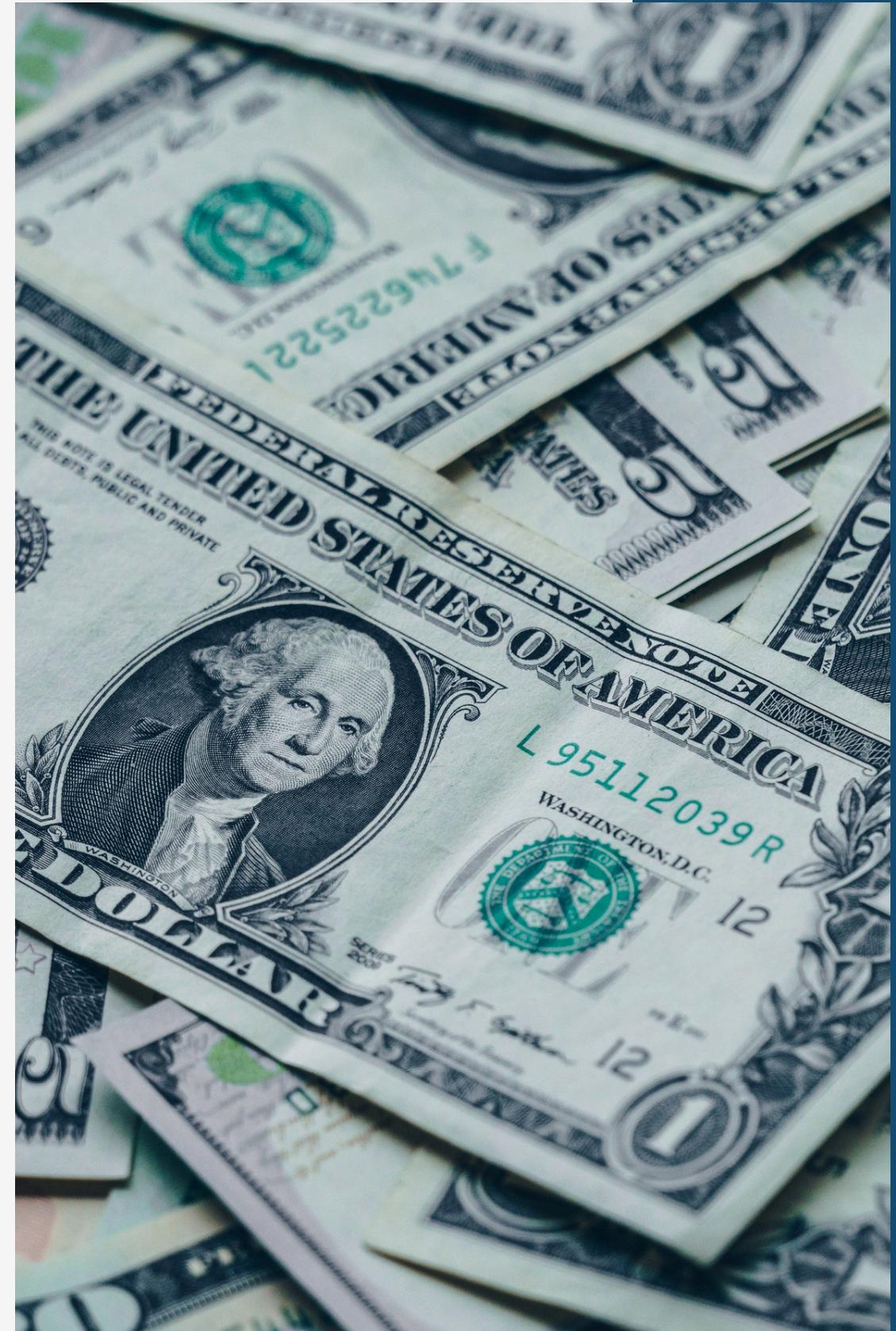
Hasil dan Pembahasan



Kesimpulan



Daftar Pustaka

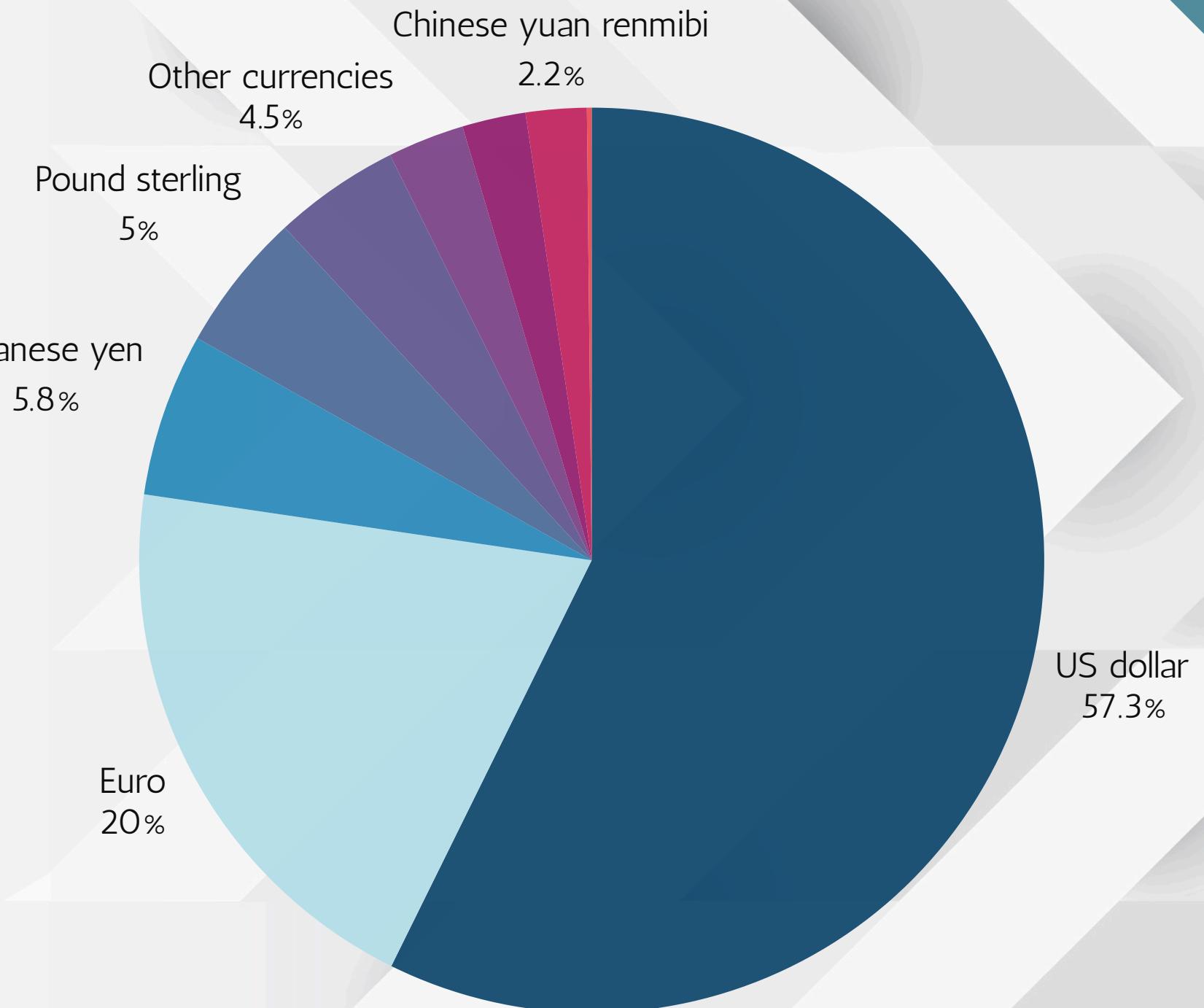


PENDAHULUAN

Latar Belakang

Dominasi USD & Pentingnya Nilai Tukar

- **Dollar AS (USD)** menjadi **mata uang global** sejak berakhirnya standar emas (1971).
- Sekitar **57.3% cadangan devisa global** dalam USD (IMF, 2025).
- **Nilai tukar Rupiah** pengaruh besar terhadap harga impor, daya beli, neraca transaksi berjalan.
- **Indonesia sangat bergantung** pada ekspor, utang luar negeri, dan modal asing.



Sumber : International Monetary Fund (IMF)

Latar Belakang

Faktor Penentu Nilai Tukar



- Inflasi, suku bunga, tingkat pertumbuhan PDB tahunan Indonesia, neraca perdagangan, cadangan devisa, harga komoditas (minyak sawit, batubara), uang beredar luas, IHSG (Purnawan *et al.* 2024).

Keterbatasan Regresi Linier & Solusi Regularisasi



- Masalah **multikolinearitas**, **overfitting**, dan asumsi ketat (homoskedastisitas, normalitas).
- **LASSO**: seleksi variabel otomatis, hasil lebih sederhana.
- **Ridge**: lebih stabil untuk prediktor yang **berkorelasi tinggi**.

Tujuan Penelitian

Menganalisis



Menganalisis **faktor-faktor ekonomi** yang memengaruhi nilai tukar USD terhadap Rupiah menggunakan **regresi LASSO** dan **Ridge**.

Membandingkan



Membandingkan performa **regresi LASSO** dan **Ridge** dalam memprediksi nilai tukar USD terhadap Rupiah berdasarkan metrik evaluasi.

METODE PENELITIAN

Data

Sumber Data

Investing.com

TRADING ECONOMICS

Bloomberg

BADAN PUSAT STATISTIK

BANK INDONESIA

FRED 

Periode Data

Jan 2010 - Des 2024
(bulanan)

Variabel

1 variabel **respons (Y)**
15 variabel **prediktor (X)**

180 observasi
setiap variabel

Note

data dalam frekuensi **kuartalan**,
disesuaikan menjadi **bulanan**
dengan data setiap bulan sama
dengan data kuartal bulan tersebut.

Variabel

Variabel	Deskripsi	Satuan
Y	Nilai tukar USD/IDR	Rupiah
X_1	Tingkat inflasi bulanan (M-to-M)	Persen
X_2	Suku bunga acuan Bank Indonesia	Persen
X_3	Suku bunga acuan The Federal Reserve	Persen
X_4	Neraca perdagangan Indonesia	Miliar USD
X_5	Cadangan devisa Indonesia	Miliar USD
X_6	Nilai ekspor	Miliar USD
X_7	Nilai impor	Miliar USD
X_8	Uang beredar sempit (M1)	Triliun Rupiah
X_9	Uang beredar luas (M2)	Triliun Rupiah
X_{10}	Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)	Rupiah
X_{11}	Utang luar negeri Indonesia	Miliar Rupiah
X_{12}	Tingkat pertumbuhan tahunan PDB Indonesia	Persen
X_{13}	Harga minyak mentah	USD
X_{14}	Harga minyak sawit mentah	Ringgit
X_{15}	Harga batu bara	USD

Karena memiliki **satuan yang berbeda**, setiap variabel **prediktor** perlu **distanarisasi**. Standarisasi menggunakan formula berikut:

$$z = \frac{x - \bar{x}}{s}$$

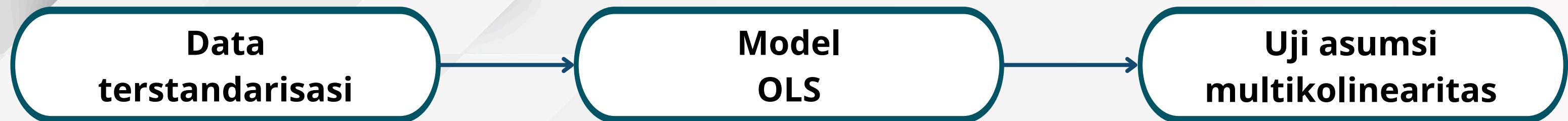
dengan

x : nilai aktual dari variabel prediktor

\bar{x} : rata-rata variabel prediktor

s : simpangan baku variabel prediktor.

OLS dan Uji Asumsi



Model **OLS** meminimumkan *Residual Sum of Squares (RSS)* dengan **fungsi objektif** berikut:

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right)^2$$

dengan

y_i : nilai aktual dari variabel respons pada observasi ke- i

x_{ij} : nilai prediktor j untuk observasi ke- i

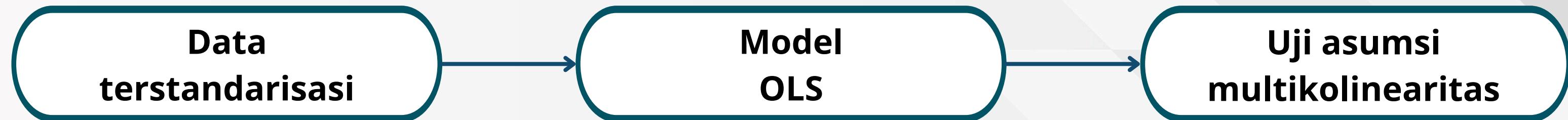
β_0 : *intercept*

β_j : koefisien regresi untuk prediktor j

p : jumlah prediktor

n : jumlah observasi.

OLS dan Uji Asumsi



Dilakukan **pengujian asumsi model OLS**, yaitu uji asumsi **multikolinearitas** dengan menggunakan **uji Variation Inflation Factor (VIF)** dengan formula sebagai berikut:

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2}$$

untuk R^2 dihitung dengan formula:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

dengan

\hat{y}_i : nilai prediksi variabel respon pada observasi ke- i

\bar{y} : rata-rata semua nilai aktual y_i .

Jika nilai **VIF > 10**, maka terjadi **pelanggaran multikolinearitas**.

Dilakukan pemodelan **regresi LASSO** dan **regresi ridge**.

Regresi LASSO

Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

LASSO diperkenalkan oleh Tibshirani pada tahun 1996

Menyusutkan koefisien regresi dari variabel yang redundant

'Memaksa' beberapa koefisien regresi menjadi nol

Koefisien LASSO meminimalkan fungsi objektif berikut:

$$\min_{\beta} \left(\sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right)$$

$\lambda \geq 0$ adalah parameter regularisasi.

$\sum_{j=1}^p |\beta_j|$ adalah penalti penyusutan LASSO yang membuat beberapa koefisien menjadi nol saat λ meningkat.

Memilih variabel yang relevan dan signifikan

Nilai λ optimal ditentukan menggunakan *rolling window cross-validation*.

λ optimal = λ dengan rataan RMSE terendah.

Regresi Ridge

Ridge diperkenalkan oleh Hoerl dan Kennard tahun **1962**

Menyusutkan semua koefisien variabel secara **proporsional**

'Memaksa' model **tidak terlalu bergantung** satu sama lain

Koefisien **ridge** meminimalkan **fungsi objektif** berikut:

$$\min_{\beta} \left(\sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \right)$$

$\lambda \geq 0$ adalah **parameter regularisasi**.

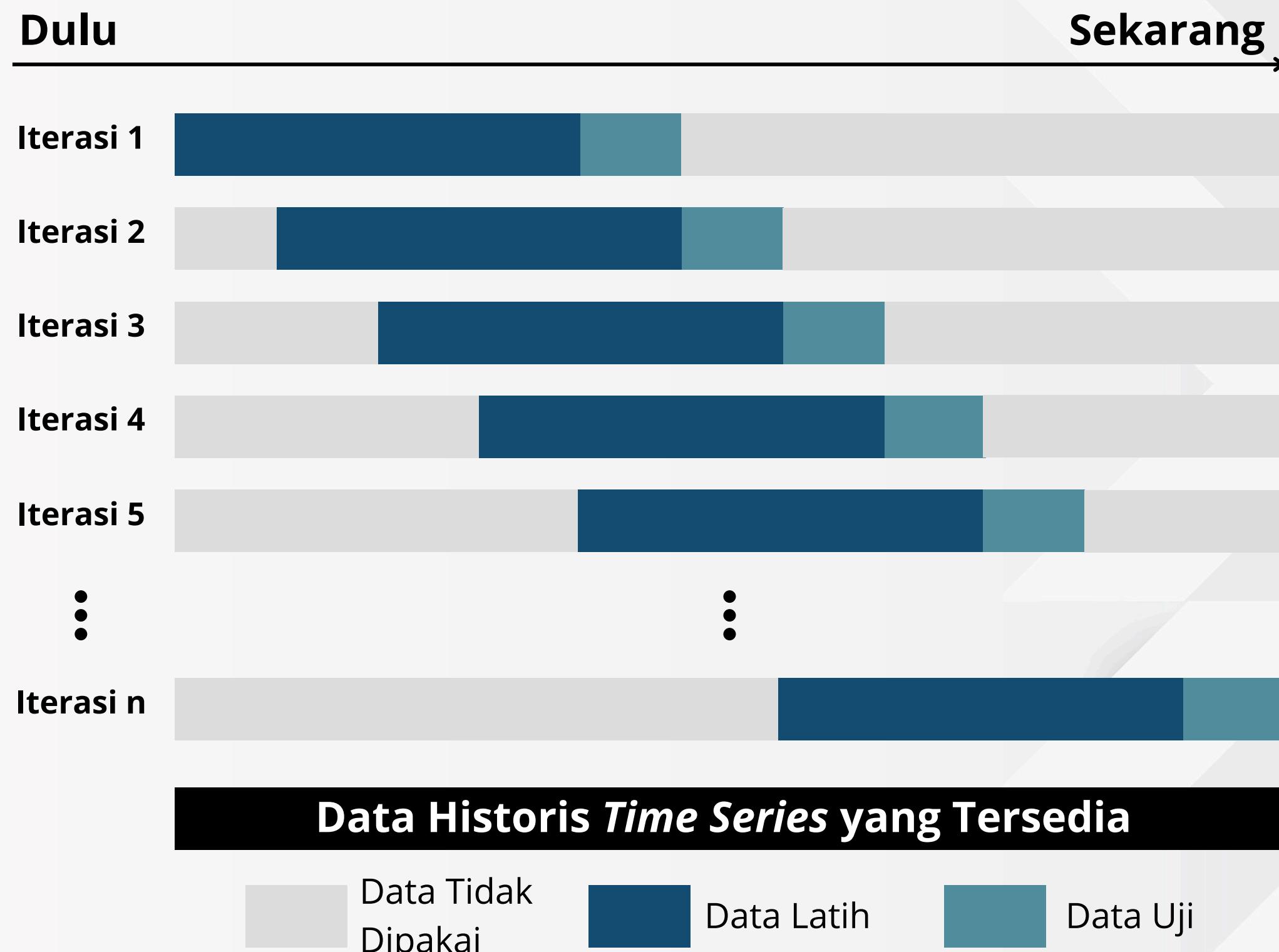
$\sum_{j=1}^p \beta_j^2$ adalah **penalty penyusutan ridge** yang membuat semua koefisien **menyusut secara proporsional** saat λ **meningkat**.

Koefisien menjadi **lebih kecil** dan model menjadi **lebih stabil**

Nilai λ **optimal** ditentukan menggunakan **rolling window cross-validation**.

λ optimal = λ dengan **rataan RMSE terendah**.

Rolling Window CV



Sumber : ResearchGate dengan penyesuaian

Metrik Evaluasi

RMSE

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Mengukur besar **rata-rata kuadrat kesalahan** antara **nilai aktual** dan **nilai prediksi**. Semakin kecil, model semakin **akurat**.

MAPE

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\%$$

Mengukur besar **rata-rata kesalahan prediksi** dalam bentuk **persentase absolut**. Semakin kecil, semakin mendekati nilai aktual.

R^2

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Menilai seberapa besar **variasi respons** yang dapat **dijelaskan** oleh **prediktor** dalam model regresi. Semakin mendekati satu semakin baik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas merupakan kondisi di mana **variabel-variabel prediktor saling berkorelasi tinggi**, sehingga dapat mengganggu kestabilan estimasi koefisien regresi yang dapat menyebabkan **hasil regresi menjadi tidak akurat dan sulit diinterpretasikan**.

Sebelum menguji multikolinearitas, diperlukan model OLS yang menunjukkan nilai $R^2 = 0.9$, artinya **97% variasi kurs dijelaskan oleh model**. Namun, meskipun *goodness-of-fit* tinggi, **uji multikolinearitas tetap diperlukan untuk memastikan bahwa estimasi koefisien tidak dipengaruhi oleh hubungan antar variabel independen yang terlalu kuat**.

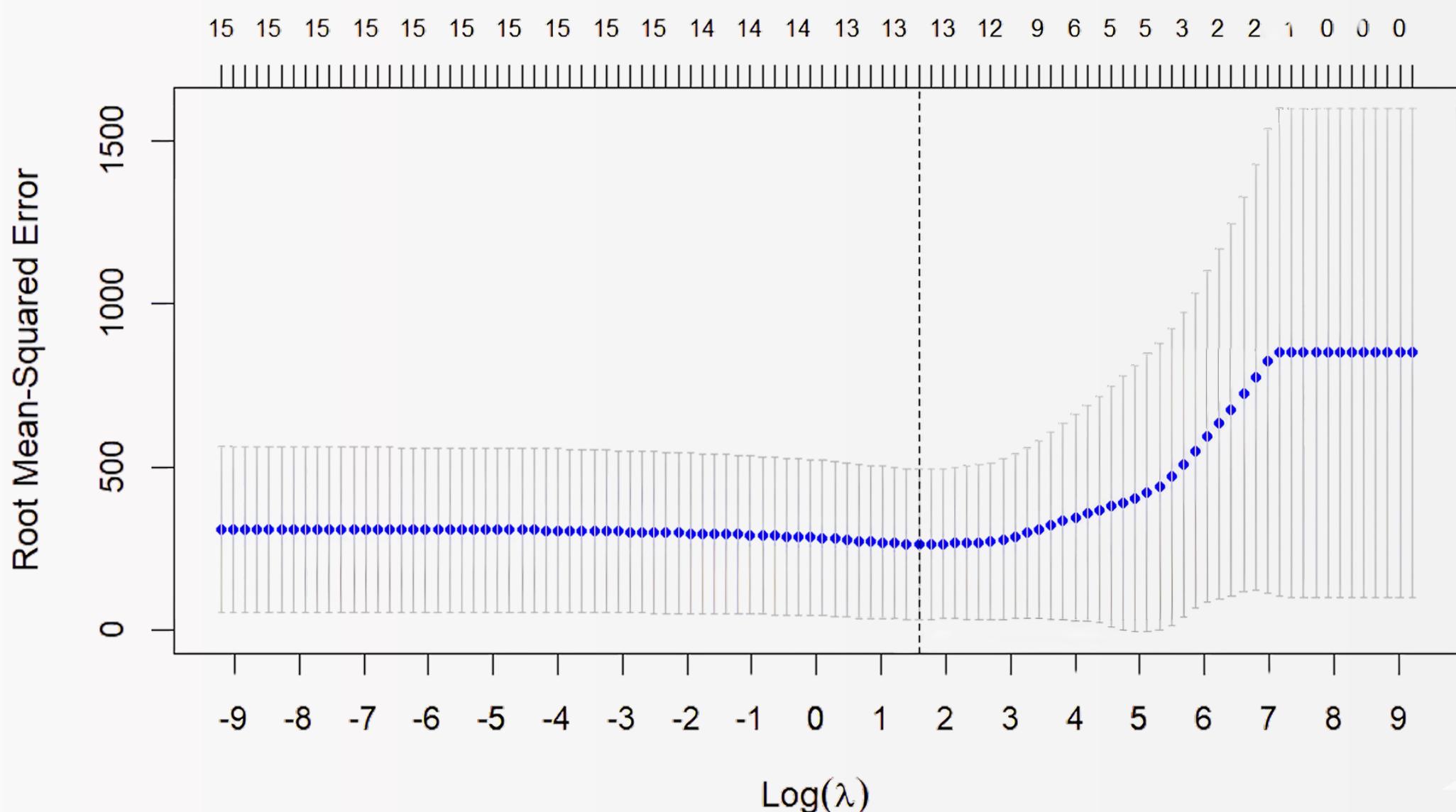
Uji Multikolinearitas

Untuk mendeteksi adanya multikolinearitas, **digunakan metode Variance Inflation Factor (VIF)**, yaitu suatu ukuran statistik yang menunjukkan seberapa besar **varians suatu koefisien regresi meningkat akibat korelasi dengan variabel lain dalam model**. Secara umum, **nilai VIF > 10 menunjukkan bahwa terdapat multikolinearitas**.

Berdasarkan hasil uji VIF, terdapat **8 variabel prediktor yang memiliki nilai VIF > 10**, yang menunjukkan **adanya multikolinearitas tinggi**. Kondisi ini mengindikasikan bahwa **model OLS tidak efektif** dalam menghasilkan estimasi koefisien yang stabil, sehingga perlu **penggunaan metode alternatif seperti regresi LASSO atau Ridge** untuk mengatasi masalah tersebut.

Variabel	VIF Value
X_1	1.20
X_2	2.87
X_3	10.30
X_4	28.68
X_5	8.94
X_6	146.85
X_7	80.53
X_8	547.66
X_9	769.48
X_{10}	18.53
X_{11}	71.54
X_{12}	3.07
X_{13}	4.37
X_{14}	7.61
X_{15}	3.96

Regresi LASSO

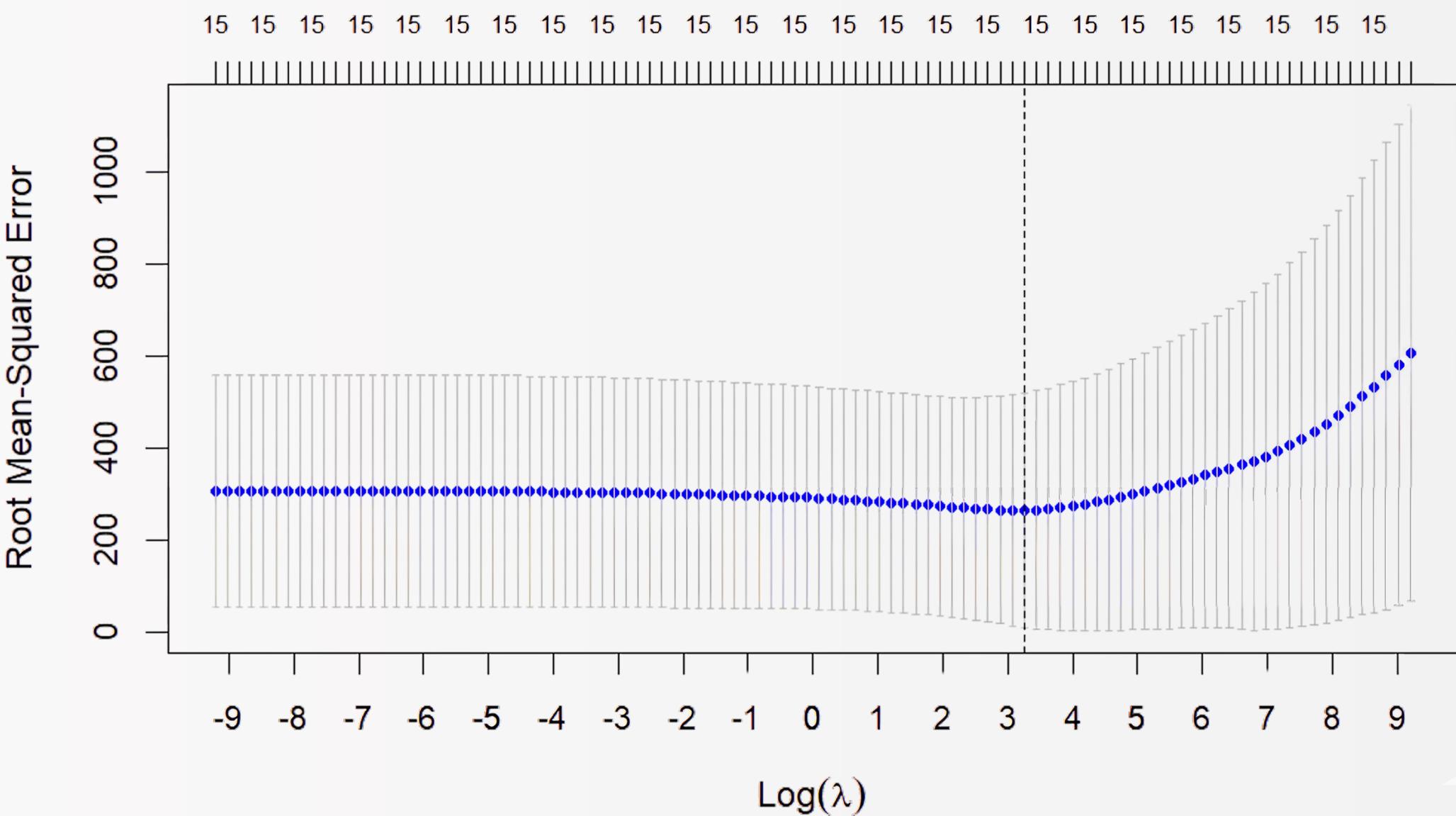


Pemodelan LASSO dilakukan di RStudio dengan **set.seed(123)** dan **rolling window cross-validation** untuk memperoleh nilai λ optimal.

λ optimal: 4.86
RMSE: 422.62

Dari 15 variabel prediktor, terdapat **2 variabel yang dieliminasi**, yaitu X_4 (**Neraca perdagangan**) dan X_8 (**Uang beredar M1**) karena **kurang berkontribusi terhadap prediksi nilai tukar USD/IDR**.

Regresi Ridge



Pemodelan ridge dilakukan di RStudio dengan **set.seed(123)** dan **rolling window cross-validation** untuk memperoleh nilai λ optimal.

λ optimal: 25.95
RMSE: 433.12

Ridge tidak mengeliminasi variabel, hanya **menyusutkan koefisien** secara proporsional sehingga ridge cocok **saat variabel saling berkorelasi** karena hasil estimasi lebih stabil.

Koefisien Regresi

Variabel	Deskripsi	LASSO	Ridge
Intercept	—	1.29×10^4	1.29×10^4
X_1	Tingkat inflasi bulanan (M-to-M)	-7.83×10^1	-8.64×10^1
X_2	Suku bunga acuan Bank Indonesia	3.16×10^2	3.29×10^2
X_3	Suku bunga acuan The Federal Reserve	-3.46×10^2	-3.33×10^2
X_4	Neraca perdagangan Indonesia	—	9.85×10^0
X_5	Cadangan devisa Indonesia	-6.11×10^2	-5.85×10^2
X_6	Nilai ekspor	-9.36×10^1	-1.18×10^2
X_7	Nilai impor	-1.11×10^1	-1.11×10^1
X_8	Uang beredar sempit (M1)	—	4.39×10^2
X_9	Uang beredar luas (M2)	1.91×10^3	1.25×10^3
X_{10}	Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)	3.20×10^2	4.33×10^2
X_{11}	Utang luar negeri Indonesia	1.02×10^3	1.08×10^3
X_{12}	Tingkat pertumbuhan tahunan PDB Indonesia	1.37×10^2	1.14×10^2
X_{13}	Harga minyak mentah	-3.56×10^2	-3.94×10^2
X_{14}	Harga minyak sawit mentah	-2.15×10^2	-1.94×10^2
X_{15}	Harga batu bara	7.28×10^1	8.96×10^1

LASSO

Regresi LASSO tidak hanya menyusutkan nilai koefisien, tetapi juga menghilangkan variabel yang kurang berpengaruh.

Ridge

Regresi ridge mempertahankan semua variabel dan mengecilkan nilai koefisien secara proporsional.

Metrik Evaluasi

Model	RMSE	MAPE (%)	R^2
LASSO	422.62	2.62173	0.96667
Ridge	433.12	2.65762	0.96499

RMSE

Nilai RMSE model LASSO lebih rendah dari ridge.

MAPE

Nilai MAPE model LASSO lebih rendah dari ridge.

R^2

Nilai R^2 model LASSO lebih tinggi dari ridge.

Persamaan Model Terbaik

$$\hat{Y} = 1.29 \times 10^4 - (7.83 \times 10^1)X_1 + (3.16 \times 10^2)X_2 - (3.46 \times 10^2)X_3 - (6.11 \times 10^2)X_5 - (9.36 \times 10^1)X_6 - (1.11 \times 10^1)X_7 + (1.91 \times 10^3)X_9 + (3.20 \times 10^2)X_{10} + (1.02 \times 10^3)X_{11} + (1.37 \times 10^2)X_{12} - (3.56 \times 10^2)X_{13} - (2.15 \times 10^2)X_{14} + (7.27 \times 10^1)X_{15}$$

dengan

X_1 = tingkat inflasi

X_{10} = IHSG

X_2 = suku bunga domestik

X_{11} = utang luar negeri

X_3 = suku bunga The Fed

X_{12} = tingkat pertumbuhan tahunan
PDB Indonesia

X_5 = cadangan devisa Indonesia

X_{13} = harga minyak mentah

X_6 = nilai ekspor

X_{14} = harga minyak sawit mentah

X_7 = nilai impor

X_{15} = harga batu bara

Koefisien positif → apresiasi nilai tukar

Koefisien negatif → depresiasi nilai tukar

Kesimpulan

Model regresi LASSO lebih baik dan lebih efektif dari metode regressi ridge.

Inflasi, suku bunga FED, **cadangan devisa**, nilai ekspor dan impor, harga minyak mentah, dan harga CPO berkontribusi terhadap depresiasi nilai tukar USD terhadap Rupiah.

Suku bunga BI, **jumlah uang beredar luas (M2)**, IHSG, utang luar negeri, tingkat pertumbuhan tahunan PDB Indonesia, dan harga batu bara berkontribusi terhadap apresiasi nilai tukar USD terhadap Rupiah.

Neraca perdagangan dan jumlah uang beredar sempit (M1) tidak berpengaruh signifikan terhadap nilai tukar.

Daftar Pustaka

- [1] F. R. Az Zahra, I. Masruroh, K. N. Rohmah, and Sarpini, "Evolusi Sistem Moneter Internasional Era Standar Emas, Bretton Woods hingga Sistem Nilai Tukar Mengambang," *Jurnal Ilmiah Ekonomi Dan Manajemen*, vol. 2, no. 12, pp. 532–538, Dec. 2024.
- [2] International Monetary Fund (IMF), "Global Foreign Exchange Reserves Trends", IMF Data, 1 April 2025. [Online]. Available: <https://data.imf.org/en/dashboards/cofer%20dashboard> [Accessed: 14 April 2025].
- [3] R. Wigutami and L. W. P. Fisabilillah, "Pengaruh Ekspor, Penanaman Modal Asing, Dan Utang Luar Negeri Terhadap PDB Indonesia," *Independent: Journal of Economics*, vol. 2, no. 3, pp. 74–88, Dec. 2022, doi: 10.26740/independent.v2n3.p74-88.
- [4] E. Wijaya, "Kondisi Makroekonomi sebagai Faktor yang Mempengaruhi Neraca Transaksi Berjalan Periode 1999-2016," *Ekspansi: Jurnal Ekonomi, Keuangan, Perbankan dan Akuntansi*, vol. 11, no. 1, pp. 87-100, May 2019, doi: 10.35313/ekspansi.v11i1.1247.
- [5] I. P. G. Purnawan, D. P. Y. Pardita, and I. S. A. Aziz, "Analysis of Factors Affecting the Rupiah Exchange Rate Against the US Dollar 2000-2022," *Loka: Journal Of Environmental Sciences*, vol. 1, no. 2, pp. 74–80, Apr. 2024, doi: 10.38142/ljes.v1i2.153.
- [6] N. Carissa and R. Khoirudin, "The factors affecting the rupiah exchange rate in Indonesia," *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, vol. 18, no. 1, pp. 37–46, Jun. 2020, doi: 10.29259/jep.v18i1.9826.
- [7] 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*, vol. 6, no. 2, Nov. 2017.

Daftar Pustaka

- [8] A. Q. Sari, Y. L. Sukestiyarno, and A. Agoestanto, "Batasan Prasyarat Uji Normalitas dan Uji Homogenitas pada Model Regresi Linear," *UNNES Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 2, pp. 168–177, Nov. 2017.
- [9] M. H. M. Saefulloh, M. R. Fahlevi, and S. A. Centauri, "Pengaruh Inflasi Terhadap Pertumbuhan Ekonomi: Perspektif Indonesia," *Jurnal Acitya Ardana*, vol. 3, no. 1, pp. 17–26, Nov. 2023, doi: 10.31092/jaa.v3i1.2045.
- [10] K. Asyaria, R. A. Budiantoro, and S. Herianingrum, "Analisis Neraca Perdagangan Terhadap Cadangan Devisa di Indonesia (1975-2016)," *Jurnal Ekonomi*, vol. 24, no. 2, pp. 304–318, Jul. 2019, doi: 10.24912/je.v24i2.595.
- [11] O. Y. Wardana, M. Ayub, and A. Widjaja, "Perbandingan Akurasi Model Pembelajaran Mesin untuk Prediksi Seleksi Masuk Perguruan Tinggi Negeri," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 141–153, Apr. 2023, doi: 10.28932/jutisi.v9i1.6126.
- [12] N. Herawati, A. Wijayanti, A. Sutrisno, Nusyirwan, and Misgiyati, "The Performance of Ridge Regression, LASSO, and Elastic-Net in Controlling Multicollinearity: A Simulation and Application," *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, vol. 23, no. 2, Jan. 2024, doi: 10.56801/Jmasm.V23.i2.4.
- [13] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R - Second Edition*, 2nd ed. New York: Springer, 2021.
- [14] I. N. Azizah, P. R. Arum, and R. Wasono, "Model Terbaik Uji Multikolinearitas untuk Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Padi di Kabupaten Blora Tahun 2020," in *Prosiding Seminar Nasional UNIMUS*, Semarang, Nov. 2021, p. 61.

Daftar Pustaka

- [15] R. Tibshirani, "Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso," *J R Stat Soc Series B Stat Methodol*, vol. 58, no. 1, pp. 267–288, Jan. 1996, doi: 10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x.
- [16] R. G. Ali and J. Nugraha, "Penerapan Metode Regresi Ridge dalam Mengatasi Masalah Multikolinearitas pada Kasus Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia Tahun 2017," in Prosiding Sendika, Purworejo, Apr. 2019, pp. 239–248.
- [17] G. W. Kusuma and I. Y. Wulansari, "Analisis Kemiskinan dan Kerentanan Kemiskinan dengan Regresi Ridge, Lasso, dan Elastic-Net di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2017," in Seminar Nasional Official Statistics, Sep. 2019, pp. 503–513. doi: 10.34123/semnasoffstat.v2019i1.189.
- [18] R. Susanti, C. D. Giyatri, and I. AB, "Penerapan Metode Regresi Ridge dalam Mengatasi Multikolinieritas pada Tingkat Fertilitas Wanita Usia Subur," *JI-KES (Jurnal Ilmu Kesehatan)*, vol. 5, no. 1, pp. 91–102, Aug. 2021, doi: 10.33006/ji-kes.v5i1.214.
- [19] A. T. Nurani, A. Setiawan, and B. Susanto, "Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma," *Jurnal Sains dan Edukasi Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 34–43, Feb. 2023, doi: 10.24246/juses.v6i1p34-43.
- [20] N. M. L. I. Seno and I. Kamila, "Metode Double Exponential Smoothing dalam Peramalan Jumlah Pemohon Paspor," *INTERVAL: Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 2, no. 1, pp. 23–31, Apr. 2022.
- [21] S. M. Mostafa and H. Amano, "Effect of Clustering Data in Improving Machine Learning Model Accuracy," *J Theor Appl Inf Technol*, vol. 97, no. 21, pp. 2973–2981, Nov. 2019.



Terima Kasih