

PEMODELAN KURS DOLLAR AMERIKA SERIKAT TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN REGRESI *PENALIZED SPLINE* DILENGKAPI GUI R

Gina Wangsih^{1*}, Suparti², Sudarno³

^{1,2,3}Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

*email: ginawangsih25@gmail.com

ABSTRACT

United States Dollar (USD) exchange rate movement against Rupiah is the main guideline for economic actors in making decisions. Exchange rate movement of USD against Rupiah is a time series data. One of the statistical methods that can be used for modelling time series data is ARIMA. ARIMA method data must be stationery and residuals must be normally distributed, independent, and constant variance, which means an alternative model is needed so that it is not bound by any assumptions, namely a nonparametric penalized spline regression model. Selling rate data of USD against Rupiah is modeled using nonparametric penalized spline regression because the assumptions in the ARIMA model are not fulfilled. Penalized spline regression modeling is using full search algorithm in determining knot points. Lambda values are tested from 0 to 100000 on order 2, 3, and 4. Optimal penalized spline model is a model with minimum GCV value. R GUI facilitate the process of selecting the best model. Data is divided into 2 parts, namely in sample data for model formation and out sample data for evaluating the best model performance based on MAPE value. Penalized spline regression modeling produces the best model, namely optimal penalized spline model with minimum GCV value achieved on 3rd order with 35 knot points and lambda value = 2007. 96,20% value of R Squared model indicates the model is a strong model. In the evaluation of the best model, the MAPE data out sample value is 0.65%. MAPE value indicates the model has very good forecasting ability.

Keywords: Exchange Rate, Penalized Spline, ARIMA, GCV, GUI

1. PENDAHULUAN

Pergerakan nilai tukar mata uang (kurs) merupakan indikator penting yang perlu diperhatikan dalam kegiatan perdagangan internasional. Perbedaan maupun pergerakan nilai tukar mata uang suatu negara (kurs) pada prinsipnya ditentukan oleh besarnya permintaan dan penawaran mata uang serta kebijakan pemerintah dari negara tersebut (Sukirno, 1994). Mata uang Dollar Amerika Serikat (USD) merupakan salah satu mata uang yang dinilai sebagai mata uang kuat dunia dikarenakan besarnya permintaan serta penawarannya. Pergerakan kurs USD terhadap Rupiah menjadi pedoman utama bagi pelaku ekonomi yang terlibat kegiatan perdagangan internasional dalam mengambil keputusan.

Pergerakan kurs USD terhadap Rupiah lebih mudah dipahami oleh pelaku ekonomi jika disajikan dalam suatu model statistika. Salah satu metode statistika yang dapat digunakan untuk pemodelan adalah ARIMA. Namun, ARIMA terikat oleh beberapa asumsi yang harus dipenuhi, meliputi normalitas residual, nonautokorelasi residual, dan homoskedastisitas residual, sehingga diperlukan pemodelan alternatif yang tidak terikat oleh asumsi apapun, yaitu pemodelan dengan regresi nonparametrik.

Salah satu metode regresi nonparametrik yang dapat digunakan adalah regresi *penalized spline*. Estimator regresi *penalized spline* diperoleh dengan meminimumkan fungsi *Penalized Least Square* (PLS) (Ruppert *et al.*, 2003). Titik knot pada regresi *penalized spline* terletak pada nilai kuantil data tunggal dari variabel prediktor yang banyaknya ditentukan berdasarkan algoritma *full search*. Adapun kemulusan fungsi dalam regresi *penalized spline*

ditentukan oleh parameter lambda yang nilai optimalnya diperoleh berdasarkan nilai *Generalized Cross Validation (GCV)* minimum.

Pemilihan model terbaik regresi *penalized spline* membutuhkan proses yang panjang dan cukup rumit, sehingga diperlukan bantuan *software* dalam perhitungannya. Salah satu *software* yang dapat digunakan adalah *software* R. Pembuatan *Graphical User Interface (GUI)* untuk membantu proses pemodelan dengan regresi *penalized spline* merupakan salah satu pengembangan dalam penelitian ini yang dapat memudahkan proses analisis data dan menjadikan *output* yang dihasilkan lebih menarik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Kurs (*exchange rate*) adalah harga sebuah mata uang dari satu negara yang diukur atau dinyatakan dalam mata uang lainnya (Krugman, 1994). Kurs memiliki peranan penting dalam pengambilan keputusan pada pelaksanaan perdagangan internasional (impor dan ekspor) dari suatu negara. Macam-macam kurs yang sering ditemui di bank atau tempat penukaran uang asing (*money changer*) terdiri dari:

1. Kurs beli, yaitu kurs yang digunakan bank saat membeli valuta asing.
2. Kurs jual, yaitu kurs yang digunakan bank saat menjual valuta asing.

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah model parametrik yang terdiri dari AR, MA, ARMA, dan ARIMA.

1. Model *Autoregressive (AR)*

Bentuk umum proses *Autoregressive* orde p:

$$Z_i = \phi_1 Z_{i-1} + \phi_2 Z_{i-2} + \dots + \phi_p Z_{i-p} + \varepsilon_i \quad (1)$$

dengan $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$.

2. Model *Moving Average (MA)*

Bentuk umum proses *Moving Average* orde q: (Wei, 1989).

$$Z_i = \varepsilon_i - \theta_1 \varepsilon_{i-1} - \theta_2 \varepsilon_{i-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{i-q} \quad (2)$$

dengan $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$.

3. Model ARIMA(p,d,q)

Bentuk umum model ARIMA(p,d,q) yang melibatkan proses AR(p), MA(q), dan tingkat *differencing* (d):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_i = \theta_q(B)\varepsilon_i \quad (3)$$

dengan B adalah operator *backward shift*, $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$, $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$, dan $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$.

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan bantuan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Pemilihan model terbaik ARIMA yang teridentifikasi diawali dengan uji asumsi yang terdiri dari uji normalitas residual, nonautokorelasi residual, dan homoskedastisitas residual. Jika terdapat asumsi yang tidak terpenuhi, maka model ARIMA tidak dapat digunakan.

Analisis regresi nonparametrik merupakan metode statistika yang digunakan untuk memodelkan suatu data apabila bentuk kurva regresinya tidak diketahui. Selain itu, regresi nonparametrik juga dapat digunakan dalam pemodelan data yang mengalami pelanggaran asumsi dalam regresi parametrik. Secara umum model regresi nonparametrik dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

dengan

y_i : nilai pengamatan ke-i dari variabel respon

f : fungsi regresi yang tidak diketahui bentuk kurvanya

x_i : nilai pengamatan ke-i dari variabel prediktor

ε_i : nilai residual pada pengamatan ke-i, dimana $\varepsilon_i \sim IID(0, \sigma^2)$

Fungsi regresi f diasumsikan mulus sehingga lebih menjamin fleksibilitas dalam mengestimasi fungsi regresinya (Eubank, 1999).

Spline merupakan potongan polinomial tersegmen yang dihubungkan oleh titik-titik knot yang menjelaskan karakteristik data. Menurut Ruppert *et al.* (2003), bentuk fungsi *spline* polinomial *truncated* dengan orde m dan r titik knot dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$f(x) = \sum_{q=0}^{m-1} \beta_q x^q + \sum_{q=1}^r \beta_{q+m-1} (x - k_q)_+^{m-1} \quad (5)$$

dengan fungsi *truncated*,

$$(x - k_q)_+^{m-1} = \begin{cases} (x - k_q)^{m-1}, & x \geq k_q \\ 0, & x < k_q \end{cases} \quad (6)$$

dimana $a < k_1 < k_2 < \dots < k_r < b$, dengan a merupakan nilai minimum dari x dan b nilai maksimum dari x .

Pemilihan banyak dan letak titik knot dalam regresi *spline truncated* membutuhkan waktu yang cukup lama dan memori yang cukup besar dalam menentukan model yang optimal, sehingga diperlukan alternatif dalam mengatasi masalah ini, yaitu regresi *penalized spline* dimana knot terletak di titik-titik kuantil dari nilai *unique* (tunggal) variabel prediktor (Ruppert *et al.*, 2003). Estimasi regresi *penalized spline* diperoleh dengan meminimumkan *Penalized Least Square* (PLS) berikut:

$$PLS = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + \lambda \sum_{q=1}^r \beta_{q+m-1}^2 \quad (7)$$

dengan $f(x_i)$ diperoleh dari Persamaan (5) dan λ merupakan nilai parameter penghalus. Apabila ditulis dalam bentuk matriks Persamaan 7 menjadi:

$$PLS = (\mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - 2\mathbf{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \mathbf{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{\beta}) + \lambda \mathbf{\beta}^T \mathbf{D} \mathbf{\beta} \quad (8)$$

dengan,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^{m-1} & (x_1 - k_1)_+^{m-1} & (x_1 - k_2)_+^{m-1} & \dots & (x_1 - k_r)_+^{m-1} \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^{m-1} & (x_2 - k_1)_+^{m-1} & (x_2 - k_2)_+^{m-1} & \dots & (x_2 - k_r)_+^{m-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^{m-1} & (x_n - k_1)_+^{m-1} & (x_n - k_2)_+^{m-1} & \dots & (x_n - k_r)_+^{m-1} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix};$$

$$\text{dan } \mathbf{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{(m-1)+r} \end{bmatrix}$$

Dengan menghitung nilai turunan parsial **PLS** terhadap $\mathbf{\beta}$, diperoleh nilai estimasi parameter $\hat{\mathbf{\beta}}$ dari Persamaan (7) sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{D})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (9)$$

Berdasarkan Persamaan (9), diperoleh estimasi model dengan regresi *penalized spline*:

$$\hat{f}(\mathbf{X}) = \mathbf{X} \hat{\mathbf{\beta}} = \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{D})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} = \hat{f}(\mathbf{X}) = \mathbf{H}(\lambda) \mathbf{Y} \quad (10)$$

dengan $\mathbf{H}(\lambda)$ merupakan matriks hat yang dirumuskan sebagai berikut:

$$\mathbf{H}(\lambda) = \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{D})^{-1} \mathbf{X}^T \quad (11)$$

Parameter penghalus λ mempunyai pengaruh yang sangat besar dalam model regresi *penalized spline* (Ruppert *et al.*, 2003). Jika λ besar maka estimasi fungsi yang diperoleh akan semakin mulus, sedangkan jika λ kecil maka estimasi fungsi yang diperoleh akan semakin besar atau fungsi-fungsi menjadi semakin fluktuatif. Salah satu metode untuk mendapatkan λ optimal adalah dengan menghitung nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) yang dirumuskan sebagai berikut:

$$GCV(\lambda) = \frac{MSE(\lambda)}{\left(\frac{1}{n} \text{trace}[I - \mathbf{H}(\lambda)]\right)^2} \quad (12)$$

dengan $MSE(\lambda) = n^{-1} \sum_{i=1}^n (y_i - f(\lambda_i))^2$ dan matriks hat $H(\lambda)$ dapat dihitung dengan Persamaan (11), dimana *trace* merupakan jumlah dari setiap elemen pada diagonal utama matriks.

Dalam regresi *penalized spline*, titik knot terletak pada sampel kuantil dari nilai *unique* (tunggal) variabel independen $\{x_i\}_{i=1}^n$. Artinya jika terdapat beberapa nilai x_i yang sama, hanya akan dihitung sebanyak satu kali (Ruppert & Carroll, 2000). . Jika digunakan r buah titik knot, maka nilai kuantil yang menjadi titik knot adalah kuantil yang membagi data menjadi r + 1 bagian yang sama, yaitu kuantil ke- $\frac{k}{r+1}$, dimana $k = 1, 2, \dots, r$.

Salah satu algoritma yang digunakan untuk menentukan banyak titik knot optimal adalah algoritma *full-search*. Dalam algoritma *full-search*, nilai GCV dihitung untuk setiap titik knot sebanyak $r = 1, 2, 3, \dots$ sampai banyak knot tertentu yang dicobakan, dengan ketentuan $r < (n_{unique} - m - 1)$, dimana n_{unique} adalah banyaknya nilai *unique* dari variabel prediktor dan m adalah orde polinomial. Kemudian dipilih banyak knot yang memiliki nilai GCV terkecil (Ruppert *et al.*, 2003).

Jika salah satu dari asumsi-asumsi model ARIMA tidak terpenuhi maka penarikan kesimpulan model ARIMA(p,d,q) dapat menyesatkan. Sehingga dapat digunakan alternatif pemodelan dengan regresi nonparametrik *time series*. Dalam penggunaan model runtun waktu nonparametrik data dimodelkan berdasarkan signifikan lag pada *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Jika data signifikan pada lag ke-p, maka model *time series* adalah AR(p). Mengacu pada Persamaan (1) dan (4), model regresi nonparametrik *penalized spline* runtun waktu dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_i = f(Z_{i-p}) + \varepsilon_i, \quad i = (p + 1), (p + 2), \dots, n \quad (13)$$

dengan $f(Z_{i-p}) = \sum_{q=0}^{m-1} \beta_q Z_{i-1}^q + \sum_{q=1}^r \beta_{q+(m-1)} (Z_{i-1} - k_q)_+^{m-1} + \varepsilon_i$

Koefisien determinasi dapat digunakan untuk memilih model terbaik yang menunjukkan seberapa besar variabel prediktor dapat menjelaskan variabel responnya. Koefisien determinasi dirumuskan sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2} \quad (14)$$

Nilai R^2 berada diantara 0 sampai 1, jika nilai R^2 sama dengan 1 maka variabel respon dapat dijelaskan oleh variabel prediktor sepenuhnya, jika nilai R^2 sama dengan 0 maka variabel respon tidak dapat dijelaskan oleh variabel prediktor (Hair *et al.*, 2017). Evaluasi kinerja model terbaik diukur melalui nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari data *out sample* yang dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \frac{\left| \frac{Z_i - \hat{Z}_i}{Z_i} \right|}{n} \times 100\% \quad (15)$$

Kriteria nilai MAPE dibagi menjadi empat tingkatan, yaitu $MAPE < 10\%$ berarti model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik, $10\% \leq MAPE < 20\%$ berarti model memiliki kemampuan peramalan yang baik, $20\% \leq MAPE < 50\%$ berarti model memiliki kemampuan peramalan cukup baik, dan $MAPE > 50\%$ berarti model memiliki kemampuan peramalan yang buruk (Chang *et al.*, 2007)

Pembuatan GUI dengan R dapat dilakukan dengan bantuan suatu *package*/paket, yaitu *Shiny* yang dapat digunakan untuk membangun *web apps* yang interaktif. *Shiny* terdiri dari tiga komponen yaitu *User Interface* (UI), *Server*, dan *ShinyApp*. *User Interface* merupakan fungsi yang mendefinisikan tampilan aplikasi yang memuat seluruh *input* dan *output*. *Server* merupakan fungsi yang mendefinisikan program inti untuk pengolahan data pada aplikasi tersebut. Bagian *Server* didukung oleh berbagai prosedur dan analisis data yang pada umumnya telah tersedia pada berbagai paket R (Tirta, 2014). *ShinyApp* merupakan fungsi dari aplikasi yang memanggil UI dan *Server* untuk menjalankan aplikasi.

3. METODE PENELITIAN

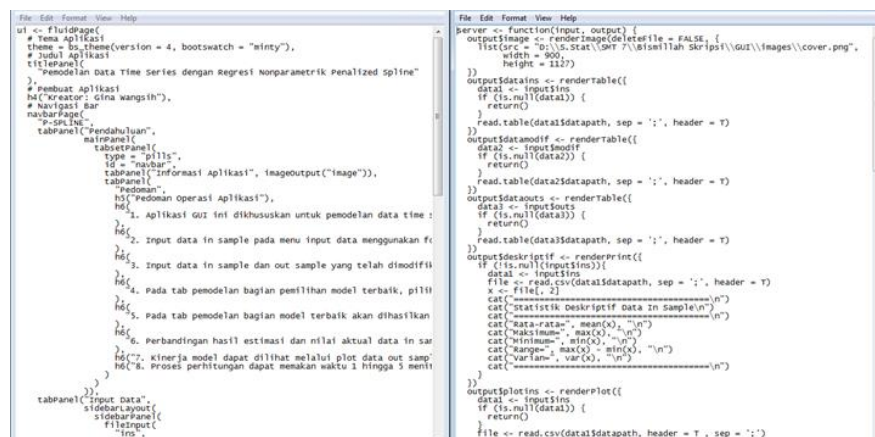
Data digunakan dalam penelitian ini adalah data historis kurs jual mata uang Dollar Amerika Serikat (USD) terhadap Rupiah pada hari aktif yang bersumber dari *website* resmi Bank Indonesia. Data dibagi menjadi dua, yaitu data *in sample* dari tanggal 1 Juli 2021 sampai 6 Oktober 2021 dan data *out sample* dari 7 Oktober 2021 sampai 29 Oktober 2021. Adapun variabel yang digunakan adalah data harian kurs jual USD terhadap Rupiah (Z).

Penelitian ini menggunakan bantuan *software* R 4.1.2 dan RStudio dengan bantuan GUI R dari *Shiny package*. Adapun tahapan analisis data sebagai berikut:

1. Menyiapkan aplikasi GUI R sesuai dengan kebutuhan analisis.
2. Menentukan data *in sample* dan *out sample* serta melakukan analisis deskriptif dan eksplorasi data *in sample*.
3. Identifikasi dan estimasi parameter model ARIMA.
4. Cek asumsi model ARIMA kemudian menguji signifikansi parameter model ARIMA jika semua asumsi terpenuhi. Jika asumsi tidak terpenuhi model tidak dapat digunakan.
5. Menentukan model terbaik dengan *Mean Square Error* (MSE) dan menghitung nilai koefisien determinasi dari model terbaik ARIMA.
6. Menentukan lag maksimum signifikan (p) data *in sample* melalui plot PACF untuk menentukan variabel prediktor pada model regresi *penalized spline*.
7. Membuat plot data Z_{i-p} dan Z_i yang ditentukan berdasarkan lag signifikan pada PACF.
8. Menghitung nilai GCV model *penalized spline* pada kombinasi orde 2, 3, dan 4, banyak titik knot berdasarkan algoritma *full search*, dan nilai lambda 0 sampai dengan 100000.
9. Memilih model terbaik *penalized spline* dengan nilai GCV minimum.
10. Menghitung nilai koefisien determinasi dari model terbaik *penalized spline*.
11. Membandingkan model ARIMA dengan *penalized spline* berdasarkan nilai R^2 .
12. Menentukan kinerja model terbaik dengan nilai MAPE *out sample*.

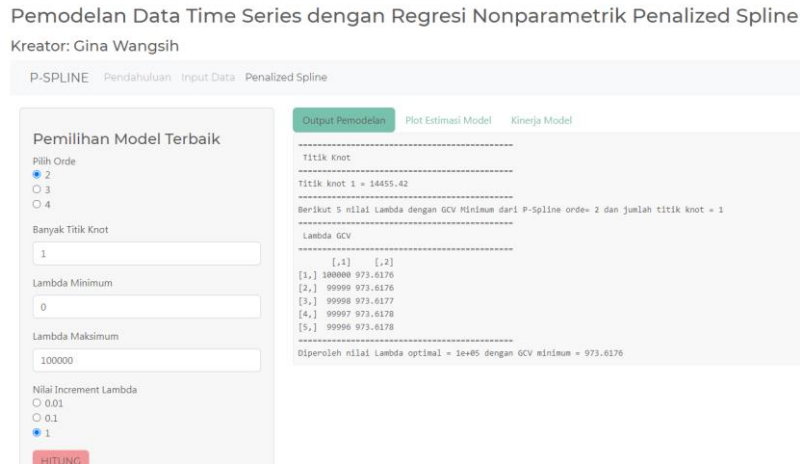
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembuatan GUI dimulai dengan mengatur struktur tampilan GUI pada bagian *User Interface* (UI) dalam penempatan *input* dan *output* menggunakan perintah `ui<-fluidPage()`. Setiap *input* yang dimasukkan melalui bantuan perintah-perintah dalam UI harus diberi identitas. Pada proses pengolahan dalam objek *server*, semua *input* yang telah dilakukan akan dipanggil menggunakan identitas yang telah dibuat dalam objek UI. Tampilan program UI dan *server* penyusun GUI dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tampilan program UI dan Server penyusun GUI R

Setelah objek UI dan *server* selesai dibentuk, aplikasi GUI dapat diluncurkan dengan menggunakan fungsi `shinyApp(ui,server)`. Tampilan GUI regresi nonparametrik *penalized spline* runtun waktu yang telah dijalankan dapat dilihat pada Gambar 2



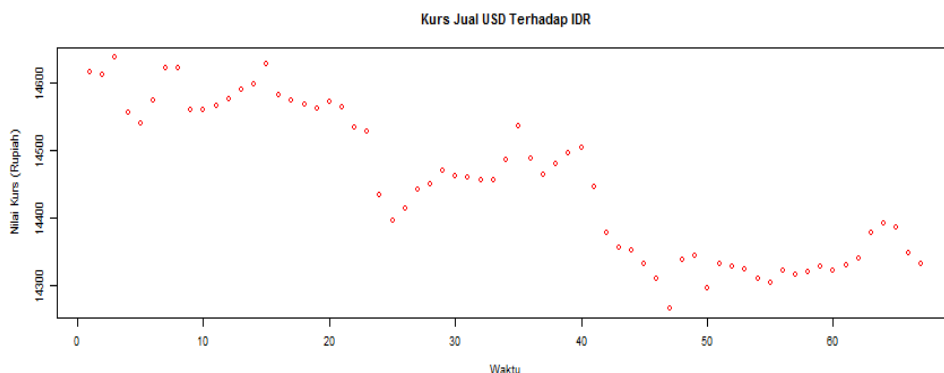
Gambar 2. Tampilan GUI R *Penalized Spline*

Statistik deskriptif data *in sample* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data *In Sample*

Rata-Rata	Maksimum	Minimum	Rentang	Varian
14452,71	14636,82	14265,98	370,84	12068,32

Berdasarkan Tabel 6, dapat diketahui nilai rata-rata kurs jual USD terhadap Rupiah periode 1 Juli 2021 sampai dengan 6 Oktober 2021 sebesar Rp14.452,71 dengan varian sebesar 12068,32, nilai maksimum Rp14.636,82 terdapat pada data ke-3 atau tanggal 5 Juli 2021 dan nilai minimum Rp14.265,98 terdapat pada data ke-47 atau tanggal 8 September 2021. Dengan menghitung selisih nilai minimum dan maksimum diperoleh nilai rentang data sebesar 370,84. Plot data runtun waktu *in sample* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot Data Runtun Waktu *In Sample*

Berdasarkan Gambar 3, terlihat data terus mengalami penurunan disertai fluktuasi mulai tanggal 23 Juli 2021 sampai dengan tanggal 8 September 2021, yaitu data ke-16 sampai dengan data ke-47. Pada titik terendahnya, nilai data kurs jual USD terhadap Rupiah mencapai Rp14.265,98. Selanjutnya data menunjukkan kenaikan sampai dengan tanggal 1

Oktober 2021 atau data ke-64 dan cenderung turun kembali sampai dengan 6 Oktober 2021 atau data ke-67.

Sebelum melakukan pemodelan, data perlu dicek kestasionerannya dalam mean dan varian. Dengan menghitung nilai lambda pada transformasi Box-Cox, data dinyatakan stasioner dalam varian setelah dilakukan lima kali transformasi Box-Cox agar diperoleh nilai lambda sama dengan satu. Selanjutnya, untuk mencapai kestasioneran dalam mean, data di-*differencing* sebanyak dua kali. *Differencing* dilakukan karena ditemui adanya akar unit (*unit root*) pada data berdasarkan hasil uji Augmented Dickey Fuller yang dilakukan. Setelah dilakukan identifikasi model berdasarkan plot ACF dan PACF, diperoleh model ARIMA yang teridentifikasi adalah ARIMA(4,2,0), ARIMA(4,2,2), dan ARIMA(0,2,2). Nilai estimasi parameter dari masing-masing model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Estimasi
ARIMA(4,2,0)	$\hat{\phi}_1$	-0,65244
	$\hat{\phi}_2$	-0,73634
	$\hat{\phi}_3$	-0,47875
	$\hat{\phi}_4$	-0,38109
ARIMA(4,2,2)	$\hat{\phi}_1$	-0,48618
	$\hat{\phi}_2$	-0,18854
	$\hat{\phi}_3$	-0,13937
	$\hat{\phi}_4$	-0,12756
ARIMA(0,2,2)	$\hat{\theta}_1$	-0,36927
	$\hat{\theta}_2$	-0,63067
	$\hat{\theta}_1$	-0,79795
	$\hat{\theta}_2$	-0,20206

Dengan dilakukan uji asumsi, didapati bahwa seluruh model ARIMA tidak memenuhi asumsi homoskedastisitas residual. Oleh karena itu, model ARIMA tidak dapat digunakan dalam pemodelan data kurs jual USD terhadap Rupiah pada penelitian ini. Sebagai alternatif pemodelan dilakukan dengan regresi nonparametrik *penalized spline* runtun waktu.

Plot PACF data runtun waktu kurs USD terhadap Rupiah *in sample* signifikan pada lag 1, sehingga variabel predioktor pada regresi nonparametrik *penalized spline* adalah Z_{i-1} dan variabel responnya adalah Z_i . Pemilihan model *penalized spline* terbaik dilakukan melalui pemodelan data dengan dengan kombinasi orde 2,3,dan 4, banyak titik knot maksimal berdasarkan algoritma *full search* untuk masing-masing orde yang dicobakan adalah 60, 59, dan 58, serta nilai lambda yang dicobakan mulai dari 0 sampai dengan 100000.

Terpilih model *penalized spline* terbaik adalah model dengan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) minimum sebesar 579,1364. Model tersebut adalah model *penalized spline* orde 3 dengan 35 buah titik knot (14302,16; 14309,69; 14316,48; 14321,25; 14323,01; 14327,78; 14329,79; 14332,31; 14339,6; 14345,37; 14353,16; 14377,53; 14384,57; 14394,12; 14418,73; 14440,85; 14448,89; 14455,42; 14460,19; 14462,96; 14477,28; 14486,58; 14497,13; 14528,28; 14535,82; 14547,38; 14559,19; 14563,46; 14566,22; 14571,49; 14574,01; 14580,54; 14594,86; 14613,2; 14622,25) dan nilai lambda = 2007. Nilai *R squared* model sebesar 96,20% menunjukkan model termasuk kategori model kuat. Nilai estimasi parameter model terbaik ini dapat dilihat pada Tabel 3.

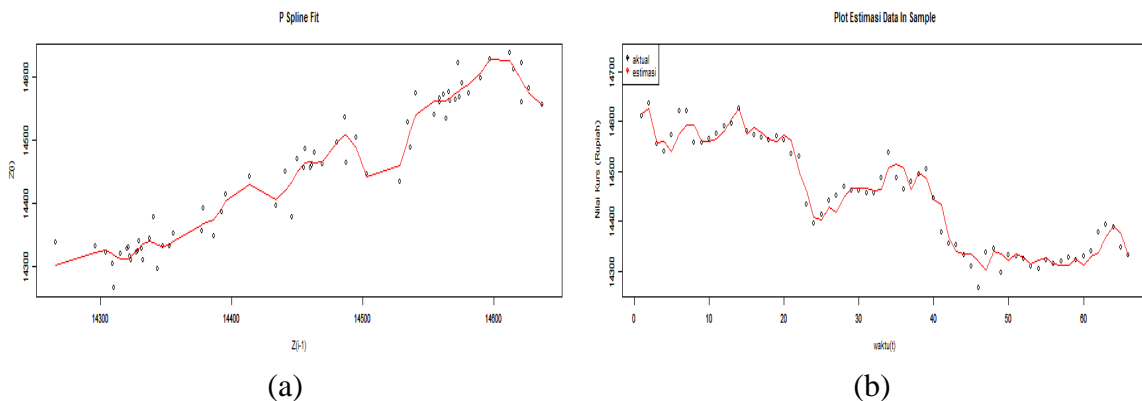
Tabel 3. Estimasi Parameter Model *Penalized Spline* terbaik

Parameter	Hasil Estimasi	Parameter	Hasil Estimasi
$\hat{\beta}_0$	-1,854177	$\hat{\beta}_{19}$	-0,2910777
$\hat{\beta}_1$	1,344836	$\hat{\beta}_{20}$	0,007909526
$\hat{\beta}_2$	$-2,398953 \times 10^{-5}$	$\hat{\beta}_{21}$	0,1751102
$\hat{\beta}_3$	-0,1873012	$\hat{\beta}_{22}$	0,1607256
$\hat{\beta}_4$	0,3204766	$\hat{\beta}_{23}$	-0,3067652
$\hat{\beta}_5$	0,01779991	$\hat{\beta}_{24}$	-0,1862522
$\hat{\beta}_6$	-0,01195589	$\hat{\beta}_{25}$	0,546163
$\hat{\beta}_7$	-0,03937367	$\hat{\beta}_{26}$	-0,0666728
$\hat{\beta}_8$	-0,1079184	$\hat{\beta}_{27}$	-0,4414176
$\hat{\beta}_9$	-0,101067	$\hat{\beta}_{28}$	0,2830565
$\hat{\beta}_{10}$	-0,09509231	$\hat{\beta}_{29}$	0,1424357
$\hat{\beta}_{11}$	0,2038475	$\hat{\beta}_{30}$	0,004657613
$\hat{\beta}_{12}$	0,1921286	$\hat{\beta}_{31}$	-0,09884163
$\hat{\beta}_{13}$	-0,2196144	$\hat{\beta}_{32}$	-0,08335265
$\hat{\beta}_{14}$	0,05370835	$\hat{\beta}_{33}$	0,04583991
$\hat{\beta}_{15}$	0,1575786	$\hat{\beta}_{34}$	0,09494967
$\hat{\beta}_{16}$	-0,3262914	$\hat{\beta}_{35}$	-0,2728511
$\hat{\beta}_{17}$	0,2595178	$\hat{\beta}_{36}$	0,1932867
$\hat{\beta}_{18}$	-0,02384009	$\hat{\beta}_{37}$	0,09733958

Model *penalized spline* runtun waktu yang terbentuk adalah:

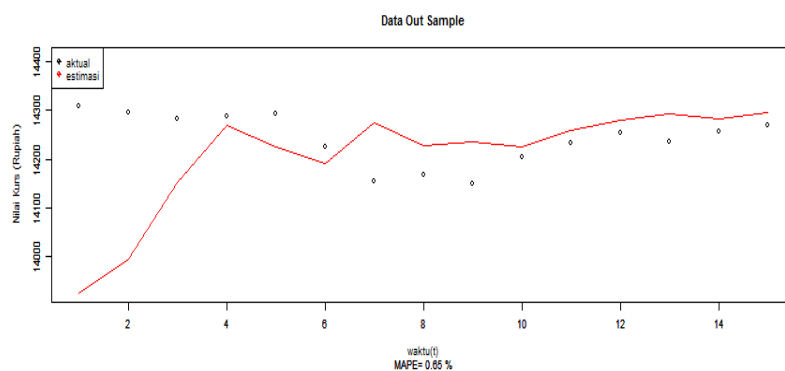
$$\hat{Z}_i = -1,854177 + 1,344836 Z_{i-1} - 2,398953 \times 10^{-5} Z_{i-1}^2 - 0,187301(Z_{i-1} - 14302,16)_+^2 + 0,320477(Z_{i-1} - 14309,69)_+^2 + \dots + 0,097340(Z_{i-1} + 14622,25)_+^2$$

Plot data modifikasi dan plot data asli terhadap masing-masing nilai estimasinya dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. (a) Plot Data Modifikasi dan Estimasinya
(b) Plot Data Asli dan Estimasinya

Berdasarkan Gambar 4, terlihat data aktual modifikasi dan data asli dapat didekati oleh data estimasinya dengan baik. Hal ini membuktikan bahwa model *penalized spline* dapat digunakan dalam pemodelan data kurs jual USD terhadap Rupiah. Plot data *out sample* dan estimasinya dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot Data *Out Sample* dan Estimasinya

Berdasarkan Gambar 5, terlihat plot data aktual *out sample* dapat didekati dengan baik oleh data hasil estimasinya dan diperoleh nilai MAPE out sample sebesar 0,65%. Nilai MAPE ini kurang dari 10%, sehingga dapat dikatakan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dibahas sebelumnya dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pemodelan data kurs jual USD terhadap Rupiah menggunakan metode ARIMA tidak dapat dilakukan karena terdapat pelanggaran asumsi homoskedastisitas residual, sehingga diperlukan alternatif pemodelan menggunakan regresi nonparametrik *penalized spline*. Model terbaik yang didapatkan adalah model dengan orde 3, banyak titik knot 35, dan nilai lambda 2007 yang memiliki nilai GCV sebesar 579,1364, MSE sebesar 442,8695, dan *R squared* sebesar 96,20% dan nilai MAPE sebesar 0,65%.
2. Pembuatan *Graphical User Interface* (GUI) R sebagai pengembangan dari penelitian sebelumnya yang menggunakan komputasi berbasis *Command Line Interface* (CLI) mempermudah pengguna dalam melakukan pemodelan data runtun waktu dengan regresi nonparametrik *penalized spline*.

DAFTAR PUSTAKA

- Chang, P.-C., Wang, Y.-W., & Liu, C.-H. (2007). *The Development of A Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting*. *Expert Systems with Application*, 32(88–89).
- Eubank, R. L. (1999). *Nonparametric Regression and Spline Smoothing*. Department of Statistics Southern Methodist Dallas University.
- Hair, J. F., Hult, G., Ringle, C. M., & Sartedt, M. (2017). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Model (PLS-SEM)* (2nd ed.). USA: SAGE Publications, Inc.
- Krugman, P. (1994). R & Maurice Obstfeld. 1994. *Ekonomi Internasional: Teori dan Kebijakan*. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada
- Ruppert, D., & Carroll, R. J. (2000). *Theory & Methods: Spatially-adaptive Penalties for Spline Fitting*. *Australian & New Zealand Journal of Statistics*, 42(2), 205–223.
- Ruppert, D., Wand, M. P., & Carroll, R. J. (2003). *Semiparametric Regression* (Issue 12). Cambridge: Cambridge University Press.
- Sukirno, S. (1994). *Pengantar Teori Ekonomi Makro*. Jakarta: PT. Raja Grafindo
- Tirta, I. M. (2014). *Pengembangan E-Modul Statistika Terintegrasi dan Dinamik dengan R-Shiny dan mathJax*. *Prosiding Seminar Nasional Matematika Universitas Jember*, 223–232.

Wei, W. W. (1989). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Canada: Addison Wesley Publishing Company.