ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 12, Nomor 2, Tahun 2023, Halaman 221 - 230
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

PEMODELAN INDEKS *JAKARTA ISLAMIC INDEX* (JII) DENGAN PENDEKATAN REGRESI NONPARAMETRIK KERNEL DILENGKAPI GUI R-*SHINY*

Rahmadia Fitri[1*], Suparti[2], Puspita Kartikasari[3]
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
***e-mail**: dia.fitri.rf@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.12.2.221-230

Article Info:
Received: 2022-11-14
Accepted: 2023-03-28
Available Online: 2023-07-28

Keywords:
JII, Regression; ARIMA; Nonparametric; Kernel; MSE; GUI

Abstract: Investment in Islamic stocks in Indonesia has increased from 2019 to 2021. One of the references for investors in monitoring Islamic stock price movements is the Jakarta Islamic Index (JII). The purpose of this research is to model the index (JII) using nonparametric kernel regression. The kernel functions used in nonparametric regression are Gaussian, Uniform, Triangle, and Epanechnikov. The research data is divided into In Sample data for the period January 2010 to December 2020 and Out Sample data for the period January 2021 to December 2021. The best model is selected based on the smallest MSE value obtained by the Triangle kernel regression with an optimum bandwidth (h) of 48, 2. The R^2 value is 0.897. Based on the criteria for the R^2 value, it can be stated that the best model is a strong model with a proportion of the influence of the previous index on the current index value of 89.7%, and there maining 10.3% is influenced by other factors. The best model forecasting ability can be seen from the MAPE data out sample value of 3.04%, which is less than 10%, meaning that the performance of the kernel model in predicting the JII index is very good. This research uses R software which is equipped with R-Shiny GUI to help with data processing.

1. PENDAHULUAN

Investasi saham syariah pada masa sekarang semakin meningkat. Hal ini ditandai dengan total saham syariah yang terdaftar dalam Daftar Efek Syariah (DES) yang dilansir dari situs web Otoritas Jasa Keuangan (OJK) yang semakin meningkat. Perubahan gaya hidup dan tingkat kesadaran warga Indonesia akan pentingnya prinsip syariah menjadi alasan para investor untuk berinvestasi di pasar modal saham syariah (OJK, 2022). Saham syariah adalah saham dari sebuah perusahaan yang operasionalnya tidak bertentangan dengan syariat Islam (Sakinah, 2016). Salah satu informasi mengenai pergerakan harga saham syariah dapat dilihat dari indeks *Jakarta Islamic Index* (JII). JII kerap dipakai sebagai pedoman oleh para investor dalam melihat pergerakan rata-rata harga saham syariah.

Perubahan-harga indeks dari waktu ke waktu sangat memungkinan bahwa harga saham pada waktu sekarang dipengaruhi oleh harga indeks pada waktu sebelumnya. Salah satu metode dalam statistika yang digunakan untuk memodelkan data runtun waktu yaitu model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau regresi. Pemodelan menggunakan ARIMA mengharuskan terpenuhinya asumsi klasik seperti stasioneritas data, normalitas residual, nonautokorelasi residual dan homoskedastisitas residual. Pemodelan data runtun waktu yang tidak memiliki syarat terpenuhinya asumsi khusus yaitu menggunakan model nonparametrik kernel. Model kernel digunakan untuk memodelkan data yang berpola acak, tidak memiliki kriteria khusus untuk pola data amatan serta mengabaikan syarat-syarat asumsi klasik yang harus dipenuhi seperti halnya pada regresi parametrik.

Penelitian terdahulu yang menggunakan model regresi kernel untuk data runtun waktu telah dilakukan oleh Puspitasari *et al.* (2012). Pemodelan dengan objek data amatannya yaitu data *close price* mingguan IHSG periode Januari 2011 sampai dengan Februari 2012 dilakukan dengan membandingkan nilai MSE (*Mean Square Error*) pada metode regresi parametrik, regresi nonparametrik dan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Metode terbaik yang diperoleh dari penelitian tersebut adalah metode-regresi-nonparametrik kernel dengan nilai MSE paling minimum. Penelitian yang berbasis R umumnya masih menggunakan program *Command Line Interface* (CLI) yang memberikan tampilan *output* yang kurang menarik, maka dari itu peneliti akan melakukan pemodelan dan peramalan pada data *indeks* JII menggunakan ARIMA dan regresi nonparametrik kernel dilengkapi GUI R-*Shiny* untuk membantu pada proses pengolahan data dengan tampilan yang menarik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pemodelan pada penelitian ini diawali dengan pemodelan ARIMA. model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model parametrik yang terdiri atas AR, MA, ARMA serta ARIMA. Model *Autoregressive* (AR) orde *p* dapat dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \text{ (Soejoeti, 1987)} \quad (1)$$

Model *Moving Average* (MA) orde *q* dapat dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \text{ (Wei, 1989)} \quad (2)$$

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) orde (*p*,*q*) dapat dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) orde (*p*,*d*,*q*) dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \quad (4)$$

dengan B adalah operator *backward shift*, $\phi_p(B) = 1 - \phi_1(B) - \phi_2(B)^2 - \cdots - -\phi_p(B)^p$, $\theta_q(B) = 1 - \theta_1(B) - \theta_2(B)^2 - \cdots - \theta_q(B)^q$

Identifikasi model ARIMA menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Model ARIMA yang telah diidentifikasi kemudian dilakukan pengecekan stasioneritas dan asumsi klasik seperti normalitas residual, nonautokorelasi residual dan homoskedastisitas residual. Pemodelan menggunakan ARIMA tidak dapat dilanjutkan apabila salah satu asumsi tidak terpenuhi. Salah satu metode alternatif yang digunakan ialah menggunakan metode nonparametrik.

Pendekatan menggunakan model nonparametrik bertujuan untuk memodelkan data yang bentuk fungsinya tidak diketahui dan tidak mewajibkan terpenuhinya asumsi klasik. Secara matematis model regresi nonparametrik adalah sebagai berikut:

$$Y_i = m(x_i) + \varepsilon_i, \text{ i=1,2,3,…,n} \quad (5)$$

dengan:

Y_i : Variabel dependen
$m(X_i)$: Kurva regresi
ε_i : Variabel galat/residual (Suparti *et al.* , 2018).

Fungsi densitas yang baik adalah fungsi densitas yang mulus, maka dari itu dibutuhkan estimator penghalus, yaitu estimasi densitas kernel. Fungsi kernel k didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{x-X_i}{h}\right) \text{ (Suparti } et\ al.\text{ , 2018)} \tag{6}$$

dengan K ialah fungsi kernel serta h yaitu *bandwidth* (h). Ketepatan dari estimator bisa diatur dengan menentukan nilai *bandwidth* (h). Apabila nilai *bandwidth* (h) yang digunakan kecil maka akan menghasilkan pola yang *under smooth*, begitu sebaliknya (Ogden, 1997). Menurut Hardle (1994) beberapa jenis fungsi kernel adalah sebagai berikut:

1. Kernel Gaussian

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} exp\left(\frac{-x^2}{2}\right), untuk\ |x| < \infty$$

2. Kernel *Uniform* (Seragam)

$$K(x) = \{\frac{1}{2}, untuk\ |x| \leq 1\ 0, untuk\ x\ yang\ lain$$

3. Kernel *Triangle* (Segitiga)

$$K(x) = \{1 - |x|, untuk\ |x| \leq 1\ 0, untuk\ x\ yang\ lain$$

4. Kernel Epanechnikov

$$K(x) = \{\frac{3}{4}(1 - x^2), untuk\ |x| \leq 1\ 0, untuk\ x\ yang\ lain$$

Regresi kernel ialah metode nonparametrik yang digunakan untuk memperkirakan fungsi regresi dari $m(x)$ pada model regresi nonparametrik $Y_i = m(X_i) + \varepsilon_i$ menggunakan fungsi kernel (Suparti *et al.*, 2018). Metode regresi nonparametrik menggunakan pemulus kernel, yaitu menggunakan rata-rata yang terboboti dari data. Estimator yang digunakan pada regresi kernel yaitu estimator Nadaraya-Watson, estimator ini digunakan untuk memprediksi m sebagai rata-rata tertimbang secara lokal disebut estimator Nadaraya-Watson. Estimator ini menggunakan kernel sebagai fungsi pembobotnya (Klemela, 1965). Estimasi kernel Nadaraya-Watson untuk m(x) dari fungsi regresi adalah sebagai berikut:

$$\widehat{m}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{x-X_i}{h}\right) Y_i}{\sum_{j=1}^{n} K\left(\frac{x-X_j}{h}\right)} \tag{7}$$

dengan:

x : Variabel independen

h : *Bandwidth*

X_i : Variabel independen pada pengamatan ke-i

Y_i : Variabel dependen pada pengamatan ke-i

Model nonparametrik untuk data *time series*, $\{Z_i, i \geq 1\}$ ialah hasil observasi ketika memprediksi Z_{n+1} dengan $m(x) = E(Z_{n+1}|Z_n = x)$, nilai lag Z_{i-1} sebagai variabel independen dan nilai Z_i sebagai variabel dependen. Masalah peramalan Z_{n+1} dari $\{Z_i; i = 2, 3, \dots, n\}$ bisa dianggap sebagai masalah regresi penghalusan untuk $\{(X_i, Y_i)\}_{i=2}^{n} = \{(Z_{i-1}, Z_i)\}_{i=2}^{n}$. Masalah prediksi data *time series* $\{Z_i\}$ sama dengan estimasi $m(x) = E(Y|X = x)$ untuk dua dimensi *time series* $\{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^{n}$. (Hardle, 1990). Model regresi nonparametrik kernel dengan Z_i adalah data *time series* ke-i sebagai berikut:

$$Z_i = m(Z_{i-p}) + \varepsilon_i, untuk\ i = (p+1), (p+2), \dots n \tag{8}$$

dengan $m(Z_{i-p}) = \frac{\sum_{t=p+1}^{n} K\left(\frac{Z_{i-p}-Z_{t-p}}{h}\right)Z_t}{\sum_{t=p+1}^{n} K\left(\frac{Z_{i-p}-Z_{t-p}}{h}\right)}$ dengan K adalah fungsi kernel untuk $t = (p+1),(p+2),\ldots n$, namun t tidak sejalan dengan i.

Pemilihan fungsi kernel tidak terlalu berpengaruh pada hasil estimasinya, yang paling berpengaruh adalah pemilihan nilai *bandwidth* nya. *Bandwidth* (h) dari estimator kernel adalah parameter pemulus (*smoothing*) yang memiliki fungsi sebagai pengatur kemulusan dari kurva yang diprediksikan. Metode GCV adalah metode pada regresi kernel yang digunakan untuk mendapatkan *bandwidth* optimal dengan meminimalkan fungsi GCV dengan rumus:

$$GCV(h) = \frac{n^2 MSE}{\left[n-\sum_{j=1}^{n} H_{jj}\right]^2};\ H_{ij} = \frac{K\left(\frac{X_i-X_j}{h}\right)}{\sum_{k=1}^{n} \left(\frac{X_i-X_k}{h}\right)} \tag{9}$$

dengan:
GCV(h) : Nilai GCV dengan *bandwidth* (h)
n : Banyak data
Y_j : Data aktual pengamatan ke-j
$\sum_{j=1}^{n} H_{jj}$: Jumlah dari elemen diagonal utama matriks pengahalus nxn

Model terbaik yaitu model yang optimal yaitu yang dapat menjelaskan model paling baik. Kriteria model terbaik yang lazim digunakan adalah *Mean Square of Error* (Makridakis *et al*., 1992). Model dikatakan optimal jika memiliki nilai MSE yang minimum. MSE adalah nilai rata-rata dari kuadrat residual model yang diformulasikan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2 \tag{10}$$

dengan:
Y_i : Data aktual ke-i
$\hat{Y}_i$: Data estimasi ke-i
n : Banyaknya observasi
Model yang terbaik dipilih dengan cara melihat perbandingan nilai MSE dari masing-masing fungsi kernel. Berdasarkan model terbaik yang telah terbentuk, besar pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen dilihat dari nilai koefisien determinasi.

Koefisien determinasi bisa dihitung melalui persamaan 11 (Gujarati., 2006) :

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} = \frac{JKR}{JKR+JKG} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(\hat{Y}_i-\underline{Y}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n} \left(\hat{Y}_i-\underline{Y}\right)^2+\sum_{i=1}^{n} (Y_i-\hat{Y}_i)^2} \tag{11}$$

JKR (Jumlah Kuadrat Regresi), JKT (Jumlah Kuadrat Total) dan JKG (Jumlah Kuadrat Galat) ,
dengan:
R^2 : Koefisien determinasi
Y_i : Data aktual pengamatan ke-i
$\hat{Y}_i$: Hasil estimasi pengamatan ke-i
$\underline{Y}$: Rata-rata data aktual
Nilai R^2 terletak pada interval 0 sampai 1. Pada saat nilai dari R^2 semakin mendekati 1 maka model yang dihasilkan akan semakin baik untuk digunakan dan sebaliknya. Klasifikasi nilai koefisien determinasi menurut Chin (1998) dapat dilihat pada **Tabel 1** berikut:

Tabel 1. Kriteria Nilai R^2

Kriteria Nilai R^2	Keterangan
$0,19 < R^2 \leq 0,33$	Lemah
$0,33 < R^2 \leq 0,67$	Moderat
$R^2 > 0,67$	Kuat

Salah satu cara untuk mengetahui besar kesalahan dari suatu estimator bisa diketahui dari nilai MAPE (*Mean Square Error*). MAPE adalah salah satu cara untuk menghitung keakuratan penduga sehingga nilai MAPE dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari model dan melihatyang didapat (Makridakis *et al*., 1992). Semakin kecil nilai MAPE maka hasil peramalan yang diperoleh semakin baik. Nilai MAPE bisa dihitung melalui persamaan berikut (Makridakis *et al*., 1992):

$$MAPE = \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left|\frac{Y_i-\hat{Y}_i}{Y_i}\right|\right) \times 100\% \qquad (12)$$

dengan:
Y_i : Data aktual periode ke-i
$\hat{Y}_i$: Hasil Peramalan periode ke-i
n : Banyak data

Kriteria hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE yang terdapat pada Tabel 2 (Chen *et al.*, 2008):

Tabel 2. Kriteria Nilai MAPE

Kriteria MAPE	**Keterangan**
MAPE < 10%	Kemampuan peramalan sangat baik
$10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$	Kemampuan peramalan baik
$20\% \leq \text{MAPE} \leq 50\%$	Kemampuan peramalan cukup
MAPE > 50%	Kemampuan peramalan sangat buruk

R adalah *software* statistik yang berbasis *open source* untuk keperluan analisis dan komputasi statistik. *Command Line Interface* (CLI) dan *Graphical User Interface* (GUI) adalah gambaran umum antar muka pengguna komputasi statistika. Aplikasi serta *interface* dari R sangat terbuka untuk dimodifikasi. Itu sebabnya ada versi R yang berbasis web seperti R-*Shiny*.

Package R yang dapat membuat program secara *online* adalah R-*Shiny*. Komponen program *shiny* terbagi ke dalam dua kelompok yaitu (Tirta, 2014) :

1. *User Interface*
2. *Server*

3. METODE PENELITIAN

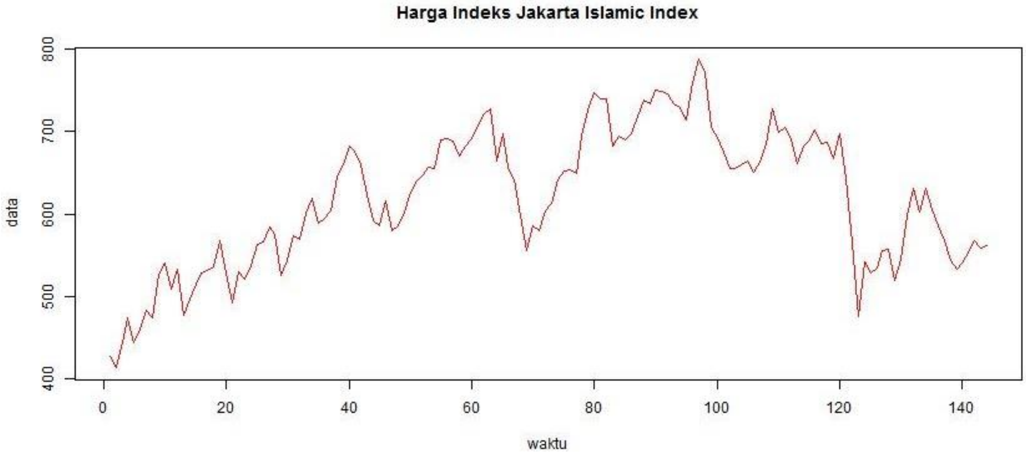
Penelitian ini memakai data *time series historical* bulanan yaitu harga penutupan (*closing price*) indeks *Jakarta Islamic Index* (JII). Data tersebut merupakan data sekunder yang didapat dari www.finance.yahoo.com untuk periode dari Januari 2010 sampai dengan Desember 2021. Data tersebut dibagi ke dalam data *in sample* sebanyak 132 data pada periode Januari 2010 sampai Desember 2020 dan data *out sample* sebanyak 12 data pada periode Januari 2021 sampai Desember 2021.

Penelitian ini menggunakan *software* R *Studio* yang dilengkapi dengan GUI R *package Shiny*. Tahapan-tahapan yang dilakukan di dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Merancang sintaks dari metode-metode yang digunakan serta merancang *layout* GUI R sesuai dengan kebutuhan analisis, selanjutnya analisis dilakukan menggunakan GUI R.
2. Membagi data *time series* JII menjadi data *in sample* dan data *out sample* dengan perbandingan 92% untuk data *in sample* dan 8% untuk data *out sample*.
3. Analisis deskriptif dan eksploratif data *in sample*
4. Identifikasi model ARIMA
5. Cek asumsi pada model ARIMA, jika salah satu asumsi tidak terpenuhi maka digunakan metode alternative yaitu nonparametrik kernel.
6. Menentukan lag signifikan dari data *in sample* yang diperoleh dari plot PACF
7. Memodifikasi data *in sample* dan *out sample* sesuai lag yang didapat dari bentuk *time series* menjadi regresi.
8. Pada Regresi Nonparametrik Kernel, mencari *bandwidth* (h) optimum berdasarkan nilai GCV terkecil dari percobaan beberapa macam fungsi kernel menggunakan.
9. Menentukan model regresi nonparametrik kernel terbaik berdasarkan nilai MSE terkecil dari masing-masing fungsi kernel dengan GCV terkecil.
10. Membandingkan dan menentukan model terbaik berdasarkan nilai MSE terkecil.
11. Menghitung nilai R-*square* dari model terbaik yang diperoleh
12. Melakukan evaluasi kinerja model yang dilihat dari nilai MAPE pada data *out sample.*
13. Melakukan peramalan indeks JII sesuai dengan model terbaik yang diperoleh dari pemodelan menggunakan data *in sample*.
14. Menarik kesimpulan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data data historis harga penutupan bulanan dari indeks saham syariah yaitu *Jakarta Islamic Index* (JII) periode Januari 2010 sampai dengan Desember 2021 dengan banyak data yaitu 144 data.



Gambar 1. Plot Data *Time Series* Harga Indeks JII Periode Januari 2010-Desember 2021

Berdasarkan **Gambar 1**, dapat dilihat bahwa data indeks JII bergerak cukup fluktuatif pada awal periode yang cenderung naik dan pada akhir periode mengalami penurunan sehingga tidak membentuk pola tertentu. Deskripsi data indeks JII dapat dilihat dari tabel berikut :

Tabel 3. Statistik Deskriptif Harga Indeks JII Periode Januari 2010-Desember 2021

Variabel	Rata-rata	Maksimum	Minimum	Range	Varian
JII	619,37	787,12	413,73	373,39	6896,07

Dapat dilihat pada **Tabel 3**, rata-rata indeks JII periode Januari 2010 sampai dengan Desember 2021 menunjukkan bahwa titik pusatnya berada pada harga 619,37. *Range* antar data maksimum dan minimum menunjukkan adanya perubahan nilai indeks JII cenderung meningkat. Nilai varian yang diperoleh menunjukkan bahwa sebaran data indeks JII terhadap nilai rata-ratanya cukup jauh.

Langkah pertama dalam analisis menggunakan ARIMA yaitu pengecekan stasioneritas data dalam mean dan varian. Stasioneritas dalam varian melihat nilai lambda yang diperoleh dari uji *Box-Cox* dan didapatkan nilai lambda yaitu 1 maka data stasioner. Stasioneritas dalam mean melihat nilai ADF yang diperoleh menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* dan diperoleh hasil bahwa data tidak stasioner dalam *mean* sehingga dilakukan *differencing* satu kali. Data yang telah stasioner dalam *mean* dan varian kemudian diidentifikasi model ARIMAnya dan diperoleh model subset ARIMA yang signifikan yaitu ARIMA (0,1,[14]), ARIMA (0,1,[24]), ARIMA (0,1,[14,24]), ARIMA ([14],1,0), ARIMA ([24],1,0), ARIMA ([14,24],1,0), ARIMA ([14],1,[24]), ARIMA ([24],1,[14]), ARIMA ([14,24],1,[14]), ARIMA ([14,24],1,[24]), ARIMA ([14],1,[14,24]), ARIMA ([24],1,[14,24]) dan ARIMA ([14,24],1,[14,24]). Berdasarkan model-model ARIMA tersebut, asumsi independensi residual dan homoskedastisitas residual nya terpenuhi, akan tetapi asumsi normalitas residualnya tidak terpenuhi. Pemodelan dengan ARIMA tidak dapat dilanjutkan karena salah satu asumsinya tidak terpenuhi, maka dari itu metode alternatif yang dapat digunakan ialah metode nonparametrik kernel.

Pemodelan menggunakan regresi nonparametrik kernel diawali dengan pemilihan *bandwidth* (h) optimum yang dilihat dari nilai GCV terkecil dan fungsi kernel yang dilihat dari nilai MSE terkecil. Nilai h yang dicobakan adalah besar dari nol dengan rentang nilai 1-100 atau lebih hingga mendapatkan nilai h dengan GCV terkecil. Setelah dilakukan analisis regresi nonparametrik kernel menggunakan GUI R, diperoleh perbandingan nilai *bandwidth* (h) dengan GCV terkecil untuk masing-masing fungsi kernel.

Tabel 4. Perbandingan Nilai Bandwidth pada Beberapa Fungsi Kernel dengan GCV Terkecil

No	Fungsi Kernel	Pembanding		
		Bandwidth(*h*) Optimum	GCV	MSE
1	Gaussian	20,2	814,5676	723,4033
2	*Uniform*	37,0	805,0300	739,9212
3	***Triangle***	**48,2**	**811,3064**	**716,2317**
4	Epanechnikov	46,9	811,5194	736,2824

Berdasarkan **Tabel 4** diperoleh hasil bahwa *bandwidth* (h) optimum sebesar 48,2 didapat pada fungsi kernel *Triangle* dengan GCV minimum yaitu 811,3064 dan nilai MSE yang diperoleh sebesar 716,2317.

Model terbaik untuk memodelkan data indeks JII dapat dilihat dari nilai MSE terkecil dari masing-masing fungsi. Model yang terbaik untuk memodelkan dan meramalkan indeks *Jakarta Islamic Index* (JII) adalah menggunakan metode Regresi Nonparametrik Kernel dengan *bandwidth* (*h*) optimum sebesar 48,2 dengan nilai MSE sebesar 716,2317 pada fungsi Kernel Triangle. Berdasarkan persamaan (8) pada tinjauan pustaka, berikut model regresi nonparametrik kernel yang diperoleh dengan *bandwidth* (h) sebesar 48,2:

$$\hat{Z}_i = \frac{\sum_{t=2}^{132} \quad 1 - \left|\frac{z_{i-1} - z_{t-1}}{48,2}\right| z_t}{\sum_{t=2}^{132} \quad 1 - \left|\frac{z_{i-1} - z_{t-1}}{48,2}\right|}$$
$$untuk\ i\ dan\ t = 2, 3, \ldots 132.$$

Model terbaik tersebut termasuk model yang kuat karena nilai R^2 yang diperoleh lebih besar dari 0,67 yaitu 0,8966 artinya dengan menggunakan model regresi nonparametrik kernel, variabel independen memiliki pengaruh yang kuat yaitu sebesar 89,7% terhadap variabel dependen, sisanya 10,3% dipengaruh oleh variabel lain.

Setelah model terbaik diperoleh, perhitungan nilai MAPE digunakan untuk mengetahui kinerja model tersebut. Perhitungan nilai MAPE dilakukan pada data *out sample*. Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan didapat nilai MAPE yaitu 3,04%. Sesuai kriteria nilai MAPE pada **Tabel 2**, nilai MAPE yang didapat kurang dari 10% artinya kemampuan dalam meramalkan data indeks JII untuk beberapa periode ke depannya adalah sangat baik.

Berdasarkan model terbaik yang didapat yaitu menggunakan regresi nonparametrik kernel Triangle dengan *bandwidth* (h) sebesar 48,2, maka dapat dilakukan peramalan nilai indeks JII untuk 12 periode ke depan yaitu peramalan untuk periode Januari 2022 sampai dengan Desember 2022. Berikut hasil peramalan indeks JII untuk periode Januari 2022 sampai dengan Desember 2022:

Tabel 5. Hasil Peramalan Indeks *Jakarta Islamic Index* (JII) Periode Januari 2022–Desember 2022

No	Periode	Hasil Peramalan
1	Januari 2022	560,5680
2	Februari 2022	559,1433
3	Maret 2022	557,7413
4	April 2022	556,3577
5	Mei 2022	555,0021
6	Juni 2022	553,7821
7	Juli 2022	552,7852
8	Agustus 2022	551,9852
9	September 2022	551,3848
10	Oktober 2022	550,9403
11	November 2022	550,6106
12	Desember 2022	550,3656

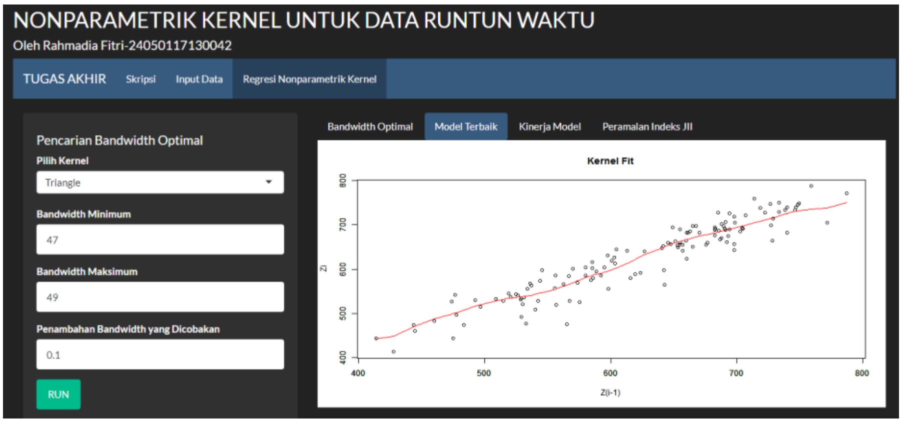
Proses pembuatan GUI R pada bagian *user interface* mengatur posisi *input* dan *output* dengan perintah *ui<-fluidPage()*. Setiap input pada UI diberi identitas. Setiap proses pengolahan yang dijalankan oleh GUI akan didefinisikan dalam fungsi *shinyApp* yaitu pada *server*. Berikut tampilan program UI dan *server*:

```r
ui<-fluidPage(theme=shinytheme("darkly"),
              titlePanel("NONPARAMETRIK KERNEL UNTUK DATA RUNTUN WAKTU"),
              h4("Oleh Rahmadia Fitri-24050117130042"),
              navbarPage("TUGAS AKHIR",
                         tabPanel("Skripsi",
                                  sidebarLayout(
                                    sidebarPanel(
                                      checkboxInput("jud","Judul"),
                                      checkboxInput("ins","Petunjuk")
                                    ),
                                    mainPanel(
                                      tabsetPanel(type ="pills",id = "navbar",
                                                  tabPanel("Judul",conditionalPanel(
                                                    condition = 'input.jud==true',
                                                    tags$img(src="C:/Program Files/RStudio/www/Untitled design (2).png"),imageOutput("image"),value=":
                                                  tabPanel("Petunjuk",conditionalPanel(
                                                    condition = 'input.ins==true',
                                                    h2("Petunjuk Penggunaan Aplikasi", style = "color:white;"),
                                                    p("1.  Aplikasi ini khusus diperuntukkan menganalisis Regresi Parametrik Linier Sederhana dan Regr
                                                    p("2.  Data inputan dapat disimpan dalam bentuk file *.csv atau *.txt.Pemisah antar kolom dapat be
                                                    p("3.  Kolom pada data yang akan diinput tidak memerlukan urutan tertentu, pastikan baris pertama
                                                    p("4.  Siapkan data runtun waktu yang akan di analisis sesuai dengan format file yang telah disebu
                                                    p("5.  Siapkan data modifikasi untuk pembentukan variabel respon dan prediktor berdasarkan lag yan

server<-function(input,output) {
  output$image<-renderImage({list(src="C:/Program Files/RStudio/www/Untitled design (2).png")})
  output$tabeldata0<-renderTable({
    data0 <- input$data0
    if(is.null(data0)){return()}
    read.table(data0$datapath, sep = '\t', header = T )
  })
  output$tabeldata1<-renderTable({
    data1 <- input$data1
    if(is.null(data1)){return()}
    read.table(data1$datapath, sep = '\t', header = T )
  })
  output$tabeldata2<-renderTable({
    data2<-input$data2
    if(is.null(data2)){return()}
    read.table(data2$datapath, sep = '\t', header = T )
  })
  output$tabeldata3<-renderTable({
    data3<-input$data3
    if(is.null(data3)){return()}
    read.table(data3$datapath, sep = '\t', header = T )
  })
  output$statdes0<-renderPrint({
    data0<-input$data0
    if(is.null(data0)){return()}
    file<-read.csv(data0$datapath, sep = '\t', header = T ) #read.csv bisa buat file txt dan csv
    x<-file[,2]
    cat("====================================\n")
```

Gambar 2. Tampilan Sintaks *UI* dan *Server* pada R-*Studio*

Selanjutnya *running* aplikasi menggunakan fungsi *shinyApp(ui,server)* dan aplikasi dapat dipakai. Berikut tampilan GUI untuk pencarian model kernel:



Gambar 3. Tampilan GUI untuk Regresi Nonparametrik Kernel

5. KESIMPULAN

Sesuai dengan hasil serta pembahasan yang telah dibahas pada bab sebelumnya, dapat disimpulkan, bahwa pemodelan harga indeks *Jakarta Islamic Index* (JII) sama-sama dapat dilakukan dengan menggunakan metode ARIMA dan Regresi Nonparametrik Kernel. Akan tetapi, pemodelan dengan ARIMA tidak dapat dilanjutkan karena terdapat asumsi normalitas residual yang tidak terpenuhi, maka dari itu pemodelan harga indeks JII lebih baik menggunakan metode Regresi Nonparametrik Kernel dengan fungsi Kernel *Triangle* dan *bandwidth* (h) optimum sebesar 48,2. Nilai MSE yang didapat yaitu 716,2317. Hasil peramalan indeks JII menggunakan metode terbaik yaitu Regresi Nonparametrik Kernel Triangle adalah sangat baik, hal ini dapat dilihat berdasarkan nilai MAPE yang didapat yaitu 3,04% < 10%, yang artinya kemampuan peramalan menggunakan model tersebut dinilai sangat baik.

DAFTAR PUSTAKA

Chin, W. W. 1998. The Partial Least Square Aproach to Structural Equation Modeling. London: Lawrence Erlbaum Associates.

Gujarati, D. N. 2006. Dasar-dasar Ekonometrika. Edisi Ketiga. Jilid 1. Diterjemahkan oleh: Julius A. Mulyadi. Jakarta: Erlangga. Terjemahan dari: Essentials of Econometrics.

Hardle W., 1990. Applied Non Parametrik Regression. Cambrige University Press, New York

Hardle, W., Linton, O. 1994. Applied Nonparametric Methods. Discussion Paper No. 1069

Klemela, J. 1965. Multivariate Nonparametric Regression and Visualization with R and Applications to Finance. New Jersey: John Wiley & Sons.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., McGee, V. E. 1992. Metode dan Aplikasi Peramalan. Edisi 2. Jilid 1. Diterjemahkan oleh: Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basisth. Jakarta: Erlangga. Terjemahan dari: Forcasting, 2nd Edition.

Otoritas Jasa Keuangan. 2022. Konsep Dasar Pasar Modal Syariah. https://www.ojk.go.id/id/kanal/pasar-modal/pages/syariah.aspx . Diakses: 7 Desember 2022

Ogden, R. T. 1997. Essential Wavelets for Statistical Applications and Data Analysis. Boston. Birkhauser

Puspitasari, I., Suparti, Wilandari, Y. 2012. Analisis Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan Menggunakan Model Regresi Kernel. Jurnal Gaussian Vol. 1. No. 1: Hal. 93–102.

Sakinah. 2016. Pengaruh Profitabilitas, Pertumbuhan Asset dan Likuiditas Terhadap Harga Saham Syariah pada Perusahaan yang Terdaftar di Jakarta Islamic Index Periode 2012-2014. https://eprints.ums.ac.id/id/eprint/47731.

Soejoeti, Z. 1987. Analisis Runtun Waktu. Jakarta: Karunika Jakarta.

Suparti, Santoso, R., Prahutama, A., Devi, A. R. 2018. Regresi Nonparametrik. Ponorogo: Wade Group

Tirta, I.M. 2014. Aktivitas Laboratorium Statistika Virtual Berbasis Web dengan R-Shiny. Prosiding Seminar Nasional Matematika, Universitas Udayana. 235-244.

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