

Pendekatan Regresi Nonparametrik Kernel pada Data IHSG Periode Januari 2020 – Desember 2021

WILLIAM YULIUS KARIMUSE¹, DARNAH ANDI NOHE², MEILYANI SIRINGORINGO³

^{1,2,3} Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Mulawarman, Indonesia
e-mail: darnah.98@gmail.com

ABSTRAK

Pendekatan regresi nonparametrik Kernel digunakan untuk memperkirakan harapan bersyarat dari variabel dependen terhadap variabel independen tanpa mengasumsikan bentuk parametrik tertentu. Pendekatan ini menggunakan fungsi Kernel sebagai alat untuk melakukan estimasi. Dalam penelitian ini, digunakan fungsi Kernel Gaussian dan estimator Nadaraya-Watson. Estimator Nadaraya-Watson adalah metode yang mengestimasi fungsi regresi sebagai rata-rata tertimbang secara lokal, dengan menggunakan fungsi Kernel sebagai pembobot. Pendekatan regresi nonparametrik Kernel ini juga efektif dalam mengestimasi data yang memiliki pola runtun waktu, seperti indeks *Dow Jones* dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan estimasi regresi nonparametrik Kernel dan memprediksi IHSG yang dipengaruhi variabel indeks *Dow Jones*. Model terbaik adalah yang mempunyai *bandwidth* optimal yang ditentukan berdasarkan *Generalized Cross Validation* (GCV) minimum. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh model regresi nonparametrik Kernel dengan nilai *bandwidth* optimal sebesar 0,332 dan nilai GCV minimum sebesar 0,2455519. Hasil prediksi mengalami fluktuasi pada interval Rp6.100,00 sampai dengan Rp6.400,00 yang terjadi pada bulan Maret 2021 hingga Desember 2021.

Kata Kunci: GCV, IHSG, Indeks Dow Jones, Regresi Nonparametrik Kernel

ABSTRACT

The Kernel nonparametric regression approach is used to estimate the conditional expectations of the dependent variable on the independent variable without assuming a particular parametric form. This approach uses the Kernel function as a tool for estimating. In this study, the Gaussian kernel function and the Nadaraya-Watson estimator are used. The Nadaraya-Watson estimator is a method that estimates the regression function as a locally weighted average, using the Kernel function as the weight. The Kernel nonparametric regression approach is also effective in estimating data that has a time series pattern, such as the Dow Jones index and the Jakarta Composite Index (JCI). The purpose of this study was to estimate the nonparametric regression of the Kernel model and predict the JCI which was influenced by the Dow Jones index variable. The best model is the one that has the optimal bandwidth determined based on the minimum Generalized Cross Validation (GCV). Based on the results of the research, the Kernel nonparametric regression model was obtained with the optimal bandwidth value of 0.332 and the minimum GCV value of 0.2455519. The prediction results fluctuated at the interval of Rp. 6,100.00 to Rp. 6,400.00 which occurred in March 2021 to December 2021.

Keywords: GCV, JCI, Dow Jones Index, Kernel Nonparametric Regression

1. PENDAHULUAN

Analisis regresi adalah teknik statistika yang digunakan untuk mengevaluasi hubungan kausal antara variabel dependen dan variabel independen. Selain mengungkap hubungan tersebut, regresi juga digunakan untuk melakukan prediksi matematis menggunakan model yang dihasilkan (Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2000). Terdapat dua pendekatan umum dalam mengestimasi fungsi regresi, yaitu regresi parametrik dan regresi nonparametrik. Pendekatan parametrik melibatkan pengetahuan atau perkiraan bentuk hubungan antara variabel dependen dan variabel independen. Di sisi lain, regresi nonparametrik mampu mencari bentuk fungsi

regresi yang tidak diketahui sebelumnya. Pendekatan ini didukung oleh parameter dalam metode regresi nonparametrik yang membuat estimasi fungsi regresi menjadi lebih fleksibel (Ampulembang, 2017). Dalam regresi nonparametrik, telah dikembangkan beberapa pendekatan untuk mengestimasi fungsi regresi, termasuk Histogram, Kernel, *Spline*, Deret Fourier, Wavelets, *K-Nearest Neighbors* (K-NN), dan lokal linier (Eubank, 1998; Darnah, dkk., 2019; Nurhuda, dkk., 2022). Menurut puspitasari, Suparti, dan Wilandari (2012), pendekatan menggunakan model Kernel memiliki *Mean Squared Error* (MSE) yang lebih kecil dibandingkan dengan model regresi linier sederhana dan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Menurut Halim dan Bisono (2006), terdapat tiga jenis estimator Kernel yang umum digunakan, yaitu Nadaraya-Watson, Priestley Chao, dan Gasser Muller Kernel. Estimator Nadaraya-Watson dianggap sebagai estimator terbaik untuk mengestimasi fungsi regresi dengan bentuk linier dibandingkan dengan Priestley Chao dan metode Fourier. Estimator Nadaraya-Watson pertama kali didefinisikan oleh Nadaraya dan Watson pada tahun 1964. Estimator ini mengestimasi fungsi regresi sebagai rata-rata tertimbang secara lokal menggunakan Kernel sebagai fungsi pembobot. Estimator Kernel dapat menggunakan berbagai fungsi Kernel, seperti fungsi Kernel Uniform, Triangle, Epanechnikov, Kuartik, Triweight, Cosinus, atau Gaussian (Setiawan & Suwarman, 2018). Fungsi Kernel Gaussian dan Epanechnikov adalah fungsi Kernel yang sering digunakan secara umum. Sukarsa dan Srinadi (2012) menjelaskan bahwa dalam regresi Kernel, yang terpenting adalah memilih nilai *bandwidth* yang optimal, bukan pemilihan fungsi Kernel. Hal ini karena penggunaan fungsi Kernel yang berbeda dengan menggunakan *bandwidth* optimal akan menghasilkan estimasi fungsi regresi yang hampir sama.

Menurut Hardle (1994), jika *bandwidth* terlalu kecil, ini dapat menghasilkan kurva yang "*under-smoothing*", yang berarti kurva akan menjadi kasar dan sangat fluktuatif. Di sisi lain, jika *bandwidth* terlalu besar, ini akan menghasilkan kurva yang "*over-smoothing*", yang berarti kurva akan menjadi sangat halus tetapi tidak mencerminkan pola data dengan baik. Oleh karena itu, diperlukan metode untuk memperoleh *bandwidth* yang optimal. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode *Generalized Cross Validation* (GCV). GCV memiliki beberapa kelebihan, yaitu efisien dalam perhitungan, optimal secara asimtotik, dan tidak memerlukan informasi tentang *varians*. Metode ini juga lebih cocok digunakan pada data yang memiliki distribusi normal (Sari, 2017).

Penelitian yang dilakukan oleh Ayuningtyas (2018) menunjukkan bahwa Estimator Kernel, khususnya Kernel Nadaraya-Watson, dapat digunakan untuk mengestimasi data runtun waktu. Dalam penelitian tersebut, dikaji penerapan regresi nonparametrik Kernel Nadaraya-Watson dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di masa mendatang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode regresi nonparametrik Kernel Nadaraya-Watson memberikan hasil prediksi yang lebih baik daripada metode regresi linier. Dengan demikian, penelitian tersebut menyarankan bahwa penggunaan metode regresi nonparametrik Kernel Nadaraya-Watson lebih efektif dalam memprediksi IHSG di masa depan.

Sunariyah (2011) menyatakan bahwa Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah suatu nilai yang digunakan untuk mengukur kinerja gabungan seluruh saham yang terdaftar di bursa efek. Pergerakan IHSG dipengaruhi oleh faktor-faktor internal dan eksternal. Faktor internal meliputi nilai tukar rupiah (kurs), tingkat inflasi, dan suku bunga. Sedangkan faktor eksternal meliputi kenaikan saham di indeks *Dow Jones*, indeks Nikkei 225, dan faktor-faktor lainnya. Indeks *Dow Jones Industrial* (DJI) merupakan salah satu indeks pasar saham yang didirikan oleh editor *The Wall Street Journal* dan pendiri *Dow Jones & Company*, Charles Dow. DJI mencerminkan harapan pasar terhadap potensi keuntungan atau risiko yang terkait dengan saham-saham perusahaan yang terdaftar di bursa Amerika secara umum, khususnya yang terdaftar dalam DJI (Nasution, 2017).

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan estimasi parameter model dan memprediksi IHSG yang dipengaruhi variabel indeks *Dow Jones* menggunakan regresi nonparametrik Kernel Nadaraya-Watson dengan menggunakan fungsi Gaussian.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data dan Tahapan Analisis

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini yaitu menggunakan data sekunder yang berasal dari *website*: <https://www.idx.co.id/> dan <https://www.nyse.com/index>. Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah data IHSG dan indeks *Dow Jones*. Adapun sampel yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data IHSG dan *Dow Jones* dari bulan Januari 2020

hingga Desember 2021. *Software* yang digunakan pada penelitian ini adalah R. Tahapan analisis dalam penelitian meliputi (1) melakukan analisis statistika deskriptif, (2) melakukan standarisasi data dari masing-masing variabel, (3) Melakukan analisis regresi Kernel Nadaraya-Watson dengan menggunakan fungsi Kernel Gaussian pada variabel IHSG yang dipengaruhi DJI.

2.2 Regresi Kernel

Secara umum, terdapat dua pendekatan yang dapat digunakan untuk mengestimasi fungsi regresi, yaitu regresi parametrik dan regresi nonparametrik. Adapun model regresi umum dapat dilihat pada persamaan berikut:

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

Menurut Silverman (1986), regresi Kernel merupakan salah satu metode dalam regresi nonparametrik yang digunakan untuk memperkirakan harapan bersyarat dari variabel acak dengan memanfaatkan fungsi Kernel. Estimator Kernel memiliki beberapa kelebihan, antara lain fleksibilitas, keberadaan bentuk matematis yang sederhana, dan kemampuan mencapai tingkat konvergensi yang relatif cepat. Pada tahun 1964, Nadaraya dan Watson mengusulkan suatu estimator regresi Kernel yang dikenal sebagai estimator Nadaraya-Watson.

Estimator ini digunakan untuk memperkirakan nilai $m(x_i)$ yang tidak diketahui dari fungsi regresi sebagai rata-rata tertimbang secara local dengan menggunakan fungsi Kernel sebagai fungsi pembobot (Saputra & Listyani, 2016). Berikut adalah persamaan estimator Nadaraya-Watson untuk $m(x_i)$ yang belum diketahui nilainya dari fungsi regresi:

$$m(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^n K\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right) y_j}{\sum_{j=1}^n K\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right)} \quad \dots (2)$$

$$m(x_i) = \sum W_j(x) y_j \quad \dots (3)$$

Sehingga dapat dikatakan bahwa Nadaraya-Watson merupakan rata-rata (y_j).

Dengan mensubstitusikan Persamaan (2) ke Persamaan (1), didapatkan model regresi nonparametrik Kernel dengan estimator Nadaraya-Watson sebagai berikut:

$$y_i = \frac{\sum_{j=1}^n K\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right) y_j}{\sum_{j=1}^n K\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right)} + \varepsilon_i \quad \dots (4)$$

dengan:

K	= Fungsi Kernel
y_i	= Data aktual variabel dependen pada periode ke- i
ε_i	= <i>Error</i> pada data aktual ke- i
x_i	= Nilai acak variabel x atau dapat diperoleh dari nilai tertentu dari variabel x
y_j	= Data variabel dependen pada periode ke- j
x_j	= Data aktual variabel independen pada periode ke- j
j	= Indeks waktu, dimana $j = 1, 2, \dots, p$
i	= Indeks waktu, dimana $i = 1, 2, \dots, n$
h	= <i>Bandwidth</i>

(Widiardi, 2014).

2.3 Fungsi Kernel Gaussian

Kernel Gaussian:

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-u^2}{2}\right), -\infty < u < \infty + \varepsilon_i \quad \dots (5)$$

dengan $u = \frac{x_j - x_i}{h}$.

Selanjutnya dengan mensubstitusikan Persamaan (5) ke Persamaan (4), didapatkan Persamaan (6) sebagai berikut:

$$y_i = \frac{\sum_{j=1}^n \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right)^2\right) y_j}{\sum_{j=1}^n \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right)^2\right)} + \varepsilon_i \quad \dots (6)$$

(Widiardi, 2014).

2.4 Pemilihan *Bandwidth* Optimal

Pentingnya pemilihan *bandwidth* dalam regresi Kernel melebihi pemilihan fungsi Kernel itu sendiri. Pemilihan *bandwidth* yang optimal melibatkan penyeimbangan antara bias dan variansi. Salah satu metode yang digunakan untuk melihat hubungan antara bias dan variansi adalah *Mean Square Error* (MSE). Dalam penelitian ini, pemilihan *bandwidth* dilakukan menggunakan metode *Generalized Cross Validation* (GCV). Oleh karena itu, penting untuk memilih *bandwidth* yang optimal. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai h yang optimal adalah dengan menggunakan kriteria seperti *Generalized Cross Validation* (GCV), yang didefinisikan sebagai berikut:

$$GCV = \frac{MSE}{\left(\frac{1}{n} \text{tr}(\mathbf{I} - \mathbf{H}(h))\right)^2} \quad \dots (7)$$

Nilai MSE didefinisikan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad \dots (8)$$

dengan \mathbf{I} adalah matriks identitas dan $\mathbf{H}(h)$ matriks ukuran $n \times n$:

$$\mathbf{H}(h) = \begin{bmatrix} W_1(x_1)y_1 & W_2(x_1)y_1 & \dots & W_p(x_1)y_p \\ W_1(x_2)y_1 & n^{-1}W_2(x_2) & \dots & W_p(x_2)y_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_1(x_n)y_1 & W_2(x_n)y_2 & \dots & W_p(x_n)y_p \end{bmatrix}$$

(Widiardi, 2014).

2.5 Nilai Standar (Z-Score)

Nilai Standar (*Z-Score*) adalah sebuah angka yang mengindikasikan sejauh mana suatu nilai (x) menyimpang dari rata-rata (\bar{x}) dalam satuan simpangan baku (S). Dengan menggunakan nilai standar, peneliti dapat memberikan pengukuran yang standar dan juga dapat digunakan untuk membandingkan dua atau lebih fenomena. Nilai Standar didefinisikan sebagai berikut:

$$Z = \frac{x_j - \bar{x}}{S} \quad \dots (9)$$

dengan:

- \bar{x} = Rata-rata nilai aktual
- x_j = Data aktual variabel independen pada periode ke- j
- S = Simpangan baku data
- Z = Nilai standarisasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistik Deskriptif

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data IHSG dan indeks *Dow Jones* di Indonesia dari bulan Januari 2020 hingga bulan Desember 2021 yang sebanyak 24 sampel. Data tersebut akan dianalisis menggunakan regresi Kernel dengan estimator Nadaraya-Watson. Sebelum melakukan analisis regresi Kernel, terlebih dahulu dilakukan analisis statistika deskriptif untuk masing-masing variabel penelitian.

Tabel 1. Statistika Deskriptif

Variabel	<i>n</i>	Minimal	Maksimal	Rata-rata	Simpangan Baku
IHSG (<i>Y</i>)	24	4.538,93	6.591,35	5.688,22	631,01
Indeks <i>Dow Jones</i> (<i>X</i>)	24	21.917,16	36.338,30	30.337,34	4.263,06

Berdasarkan Tabel 1, diketahui bahwa variabel IHSG dan Indeks *Dow Jones* memiliki data pengamatan yang sama yaitu sebanyak 24 data. Pada bulan Januari 2020 hingga Desember 2021, variabel IHSG di Indonesia memiliki nilai minimum sebesar Rp4.538,93 serta nilai maksimum sebesar Rp6.591,35. Rata-rata nilai IHSG di Indonesia pada periode tersebut adalah Rp5.688,22 dan nilai simpangan baku sebesar Rp631,01. Pada variabel indeks *Dow Jones*, selama bulan Januari 2020 hingga Desember 2021 memiliki nilai minimum sebesar \$21.917,16 serta nilai maksimum sebesar \$36.338,30. Rata-rata nilai indeks *Dow Jones* pada periode tersebut adalah \$30.337,34 dan nilai simpangan baku sebesar \$4.263,06.

3.2 Standardisasi Data

Data dalam penelitian ini memiliki satuan ukur yang berbeda sehingga data asli harus distandardisasi sebelum dianalisis. Tujuan dilakukannya standardisasi untuk memberikan suatu ukuran baku, sehingga nilai standar tidak lagi tergantung pada satuan pengukuran melainkan menjadi nilai baku. Standardisasi dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan (9).

3.3 Pemodelan Regresi Kernel

Pemodelan regresi Kernel akan dilakukan pada variabel IHSG yang dipengaruhi oleh variabel indeks *Dow Jones*. Persamaan model tersebut adalah sebagai berikut:

$$\hat{y}_i = \frac{\sum_{j=1}^{24} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right)^2\right) y_j}{\sum_{j=1}^{24} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right)^2\right)} \quad \dots (10)$$

dengan:

- \hat{y}_i = Data prediksi variabel IHSG pada periode ke-*i*
- y_j = Data Aktual variabel IHSG pada periode ke-*j*
- x_j = Data aktual variabel Indeks *Dow Jones* pada periode ke-*j*
- j = Indeks waktu, dimana $j = 1, 2, \dots, 24$
- i = Indeks waktu, dimana $i = 1, 2, \dots, 24$
- h = *Bandwidth*
- x_i = Nilai acak variabel x atau dapat diperoleh dari nilai tertentu dari variabel x .

Pada persamaan (10) indeks i adalah indeks waktu yang bergerak sesuai dengan \hat{y}_i . Sedangkan indeks j adalah indeks waktu yang bergerak sebanyak jumlah data pada prediksi ke- i . Misalkan

untuk memprediksi nilai \hat{y}_i maka x yang digunakan adalah x_1 , sedangkan indeks j akan berjalan dari 1 sampai 24.

Pemilihan model regresi nonparametrik Kernel dengan fungsi Gaussian dilakukan dengan cara meminimalkan nilai GCV untuk mendapatkan nilai *bandwidth* optimal. Berikut ini hasil pemilihan *bandwidth* optimal berdasarkan GCV minimal.

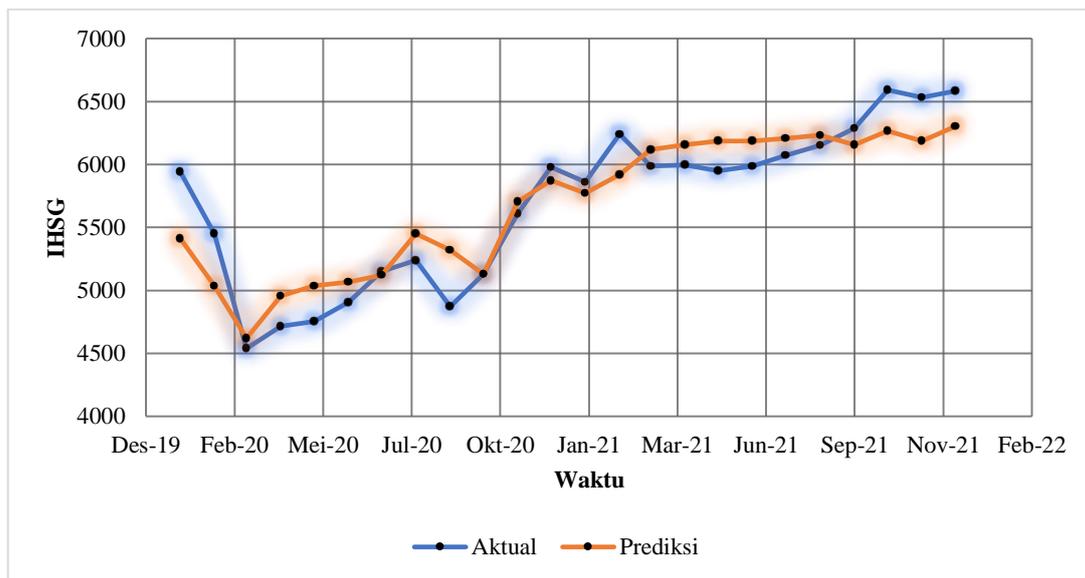
Tabel 2. Hasil Pemilihan *Bandwidth* Optimal

h	GCV
0,332	0,2455519

Model terbaik yang diperoleh setelah melakukan percobaan nilai *bandwidth* 0,100 sampai 2,000 dengan kenaikan 0,001 adalah didapatkan nilai *bandwidth* sebesar 0,332 dengan GCV minimal sebesar 0,2455519. Selanjutnya dilakukan prediksi dengan menggunakan nilai *bandwidth* sebesar 0,332. Model regresi nonparametrik Kernel dengan *bandwidth* optimal dapat dilihat pada Persamaan (11) berikut:

$$\hat{y}_i = \frac{\sum_{j=1}^{24} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_j - x_i}{0,332}\right)^2\right) y_j}{\sum_{j=1}^{24} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_j - x_i}{0,332}\right)^2\right)} \dots (11)$$

Selanjutnya dilakukan prediksi menggunakan Persamaan (11). Setelah dilakukan prediksi, data prediksi dikembalikan ke bentuk data semula sebelum dilakukan standardisasi. Grafik data prediksi dibandingkan dengan data aktual dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Runtun Waktu Data Aktual dan Data Prediksi Menggunakan *Bandwidth* 0,332

Pada Gambar 1, diberikan hasil prediksi IHSG periode Januari 2020 hingga Desember 2021 menggunakan metode regresi nonparametrik Kernel dengan *bandwidth* 0,332. Terlihat bahwa nilai IHSG prediksi pada bulan Januari 2020 hingga Maret 2020 mengalami penurunan, sedangkan pada Maret 2020 hingga Agustus 2020 mengalami tren naik. Kemudian, pada bulan September 2020 hingga Oktober 2020 nilai IHSG prediksi mengalami penurunan, sedangkan pada bulan November 2020 hingga Maret 2021 mengalami tren naik. Selanjutnya pada bulan Maret 2021 hingga Desember 2021 nilai IHSG prediksi mengalami fluktuasi di sekitar Rp6.100,00 sampai dengan Rp6.400,00.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh model regresi nonparametrik Kernel dengan nilai *bandwidth* optimal sebesar 0,332 dan nilai GCV minimum sebesar 0,2455519 sebagai berikut:

$$\hat{y}_i = \frac{\sum_{j=1}^{24} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_j - x_i}{0,332}\right)^2\right) y_j}{\sum_{j=1}^{24} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_j - x_i}{0,332}\right)^2\right)}.$$

Pada hasil prediksi diketahui bahwa data IHSG yang dipengaruhi indeks *Dow Jones* mengalami fluktuasi pada interval Rp6.100,00 sampai dengan Rp6.400,00 yang terjadi pada bulan Maret 2021 hingga Desember 2021.

DAFTAR PUSTAKA

- Ampulembang, A. P. (2017). *Pengembangan Model Regresi Nonparametrik Birespon Kontinu Menggunakan Metode Mars*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ayuningtyas, T. (2018). *Regresi Nonparametrik Kernel Nadaraya-Watson Dalam Data Time Series (Studi Kasus: Indeks Harga Saham Gabungan Terhadap Kurs, Inflasi, dan Tingkat Suku Bunga Periode 2015-Maret 2018)*. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia.
- Darnah, Chamidah, & Utoyo. (2019). Modeling of Material Mortality and Indant Mortality Cases in East Kalimantan using Poisson Regression Approach Based on Local Linear Estimator. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 243, 1-7. doi:10.1088/1755-1315/243/1/012023
- Eubank, R. (1998). *Spline Smoothing and Nonparametric regression*. Mareel Dekker: New York.
- Halim, S., & Bisono, I. (2006). Fungsi-Fungsi Kernel Pada Metode Regresi Nonparametrik dan Aplikasinya pada Priest River Experimental Forest's data. *Teknik Industri*, 8(1),73-81.
- Hardle, W. (1994). *Applied Nonparametric Regression*. New York: Cambridge University Press.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. (2000). *Applied Logistic Regression*. New York: Wiley.
- Nasution, N. A. (2017). *Pengaruh Suku Bunga BI Rate, Indeks Dow Jones, Indeks Nasdag, Indeks Nangsend dan Aliran Investasi Dana Asing Terhadap Pertumbuhan Indeks Harga Saham Gabungan Di Bursa Efek Indonesia*. Medan: Universitas Sumatera Utara.
- Nurhuda, G., Nohe, D. A., & Wasono, W. (2022). Pemodelan Nonparametric Regression Modeling Based on Spline Truncated Estimator on Simulation Data. *Matematika, Statistika dan Komputasi*, 19(1), 172-182.
- Puspitasari, I., Suparti, & Wilandari, Y. (2012). Analisis Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan Menggunakan Model Regresi Kernel. *Jurnal Gaussian*(1), 93-102.
- Saputra, J., & Listyani, E. (2016). Pemilihan Bandwidth Pada Estimator Nadaraya-Watson dengan Tipe Kernel Gaussian Pada Data Time Series. *Jurnal Pendidikan Matematika dan Sains*, 1-7.
- Sari, S. U. (2017). Perbandingan Model Regresi Nonparametrik Spline Multivariabel dengan Menggunakan Metode Generalized Cross Validation (GCV) dan Metode Unbiased Risk (UBR) dalam Pemilihan Titik Knot Optimal. *Prosiding*, 1(1), 154-166.
- Setiawan, E., & Suwarman, R. (2018). Analisis Perbandingan Fungsi Kernel dalam Perhitungan Economic Capital untuk Resiko Operasional Menggunakan Bahasa Pemrograman Python. *Jurnal Matematika*, 17(2),9-16.
- Silverman, B. W. (1986). *Density Estimation For Statistics and Data Analysis*. London: Chapman And hall.
- Sukarsa, K. G., & Srindadi. (2012). Estimator Kernel Dalam Model Regresi Nonparametrik. *Matematika*(1), 2.
- Sunariyah. (2011). *Pengantar Pengetahuan Pasar Modal*. Yogyakarta: UPP STIM YKPN.
- Widiardi, H. R. (2014). Model Regresi Nonparametrik Menggunakan Fungsi Kernel (Pada Kasus Berat badan Balita Desa Buduran, Kabupaten Sidoarjo). *Jurnal Mahasiswa Statistik*, 2(2).