



## Analisis Peramalan Suhu Permukaan Bumi di Kota Semarang Menggunakan Regresi Nonparametrik dengan Estimator Deret Fourier Berdasarkan Penalized Least Square (PLS)

Ihsan Fathoni Amri<sup>\*1</sup>, Tiani Wahyu Utami<sup>2</sup>, Dannu Purwanto<sup>3</sup>, Alwan Fadlurohman<sup>4</sup>, Ariska Fitriyana Ningrum<sup>5</sup>, Saeful Amri<sup>6</sup>

Univeristas Muhammadiyah Semarang

ihsanfathoni@unimus.ac.id<sup>1\*</sup>, tianikutami@unimus.ac.id<sup>2</sup>, dannupurwanto@unimus.ac.id<sup>3</sup>,

alwan@unimus.ac.id<sup>4</sup>, ariskafitriyana@unimus.ac.id<sup>5</sup>, saefulamri@unimus.ac.id<sup>6</sup>

### Informasi Artikel

Dikirim :21-03-2026

Direview :04-04-2026

Diterbitkan :30-05-2026

### Kata Kunci

Deret Fourier, MAPE, Penalized Least Square (PLS), Regresi Nonparametrik, Suhu Permukaan Bumi

### Abstrak

Perubahan iklim global yang ditandai oleh peningkatan suhu permukaan menjadi isu penting, terutama di wilayah perkotaan dengan tingkat urbanisasi tinggi seperti Kota Semarang. Peningkatan suhu dapat memengaruhi kualitas lingkungan dan kenyamanan masyarakat, sehingga diperlukan pemodelan dan peramalan yang akurat untuk memahami pola perubahannya. Penelitian ini bertujuan membentuk model regresi nonparametrik menggunakan estimator deret Fourier dengan optimasi Penalized Least Square (PLS) serta meramalkan suhu permukaan di Kota Semarang. Parameter optimal ditentukan berdasarkan nilai Generalized Cross Validation (GCV) minimum. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik diperoleh pada koefisien Fourier  $k = 4$  dengan lambda optimal 0,00027 dan GCV minimum 0,81182. Model menghasilkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,203717% dengan akurasi 98,7963%, yang termasuk kategori sangat baik. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan deret Fourier berbasis PLS efektif dalam memodelkan dan meramalkan suhu permukaan di Kota Semarang.

## 1. PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan metode statistika yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan fungsional antara variabel dependen dan satu atau lebih variabel independen (Nisa, 2017). Secara umum, pendekatan regresi dibedakan menjadi regresi parametrik dan nonparametrik. Regresi nonparametrik digunakan ketika bentuk hubungan antarvariabel tidak diketahui secara pasti dan diasumsikan memiliki pola yang halus (Dani et al., 2022). Salah satu estimator yang banyak digunakan dalam regresi nonparametrik adalah deret Fourier, karena mampu memodelkan pola data yang berfluktuasi dan bersifat periodik melalui fungsi sinus dan kosinus (Adrianingsih et al., 2020). Pendekatan regresi nonparametrik memiliki berbagai estimator yang telah dikembangkan, antara lain kernel, spline truncated, wavelet, polinomial lokal, dan deret Fourier (Adrianingsih et al., 2020).

Deret Fourier merupakan salah satu estimator dalam regresi nonparametrik yang digunakan untuk memodelkan pola data dengan karakteristik trigonometri dan berulang (Nisa, 2017). Estimator ini sesuai digunakan pada data dengan pola yang belum diketahui dan memiliki kecenderungan berulang, karena memiliki sifat periodik (Amri et al., 2024). Periodik mengacu pada kondisi yang terjadi secara berulang atau berfluktuasi pada interval waktu tertentu, sehingga sering dikaitkan dengan pola musiman maupun tren (Firawati, 2024). Pola data yang menunjukkan fluktuasi atau pengulangan nilai variabel dependen ( $Y$ ) terhadap nilai variabel independen ( $X$ ) mengindikasikan adanya perilaku periodik (Amalia dan Nur, 2019). Dalam regresi nonparametrik, deret Fourier dapat dioptimalkan menggunakan beberapa metode, seperti Least Square (LS) dan Penalized Least Square (PLS) (Amri et al., 2024). PLS merupakan metode optimasi yang memodifikasi metode least square dengan menambahkan komponen penghalusan atau penalti (Alizah, 2017).

Penerapan metode pemodelan dan prediksi telah banyak digunakan dalam berbagai studi, termasuk pada bidang sistem pendukung keputusan dan klasifikasi. Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode komputasi dan statistik dapat digunakan untuk mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan, seperti prediksi kemenangan tim pada game Mobile Legends menggunakan metode Naïve Bayes Classifier (Aryash dan Hidayati, 2025) serta prediksi kepuasan pelanggan aplikasi TikTok menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode komputasi dan statistik dapat digunakan untuk mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan, seperti prediksi kemenangan tim pada game Mobile Legends menggunakan metode Naïve Bayes Classifier (Aryash dan Hidayati, 2025) serta prediksi kepuasan pelanggan aplikasi TikTok menggunakan metode Naïve Bayes Classifier (Widhianti & Hidayati, 2025). Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan pemodelan memiliki peran penting dalam menghasilkan prediksi yang akurat sesuai karakteristik data.

Perubahan iklim global merupakan salah satu tantangan terbesar pada abad ke-21, dengan salah satu indikator utamanya berupa peningkatan suhu permukaan bumi dari waktu ke waktu (Radite et al., 2024). Pada wilayah perkotaan seperti Kota Semarang, fluktuasi suhu permukaan bumi berkaitan erat dengan pertumbuhan kawasan terbangun dan berkurangnya lahan vegetasi (Radite et al., 2024). Peningkatan suhu permukaan bumi di Kota Semarang tidak hanya menunjukkan kecenderungan linear, tetapi juga memperlihatkan pola fluktuatif dan periodik. Berdasarkan tren suhu permukaan bumi Kota Semarang pada Januari 2024 hingga Juli 2024, terlihat bahwa suhu cenderung berubah dari waktu ke waktu dengan pola naik-turun yang tidak konstan. Berdasarkan karakteristik data yang bersifat nonlinear dan mengindikasikan adanya pola periodik, pendekatan yang sesuai untuk memodelkan suhu permukaan bumi adalah regresi nonparametrik deret Fourier dengan metode Penalized Least Square (PLS). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi parameter model, membentuk model regresi nonparametrik deret Fourier, serta mengevaluasi akurasi peramalan suhu permukaan bumi di Kota Semarang menggunakan metode Penalized Least Square (PLS).

## **2. METODOLOGI**

### **A. Data Runtun Waktu**

Data runtun waktu merupakan data hasil pengamatan terhadap satu atau lebih variabel yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan interval waktu yang sama, seperti harian, bulanan, atau tahunan (Pangaribuan et al., 2023). Analisis runtun waktu bertujuan untuk mengidentifikasi pola, tren, dan fluktuasi data dari waktu ke waktu guna mendukung proses peramalan dan pengambilan keputusan. Secara umum, pola data runtun waktu dibedakan menjadi empat jenis, yaitu pola horizontal, musiman, tren, dan siklis.

Identifikasi pola tersebut penting dilakukan untuk menentukan metode pemodelan yang sesuai.

## B. Uji Linearitas

Uji linearitas dilakukan untuk mengetahui apakah hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor bersifat linear secara statistik (Lestari dan Permatasari, 2023). Pengujian ini penting sebagai dasar dalam menentukan penggunaan metode regresi parametrik atau nonparametrik. Suatu hubungan dikatakan linear apabila parameter model signifikan secara statistik (Dani et al., 2022). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$H_0: \beta_k = 0 \text{ (hubungan tidak linear)}$$

$$H_1: \beta_k \neq 0 \text{ (hubungan linear)}$$

Hipotesis nol ditolak apabila nilai p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi  $\alpha = 0,05$ .

## C. Analisis Regresi

Analisis regresi bertujuan untuk mengetahui hubungan fungsional antara variabel dependen y dan variabel independen  $x$  (Nisa, 2017). Model umum regresi dinyatakan sebagai berikut (Nisa, 2017):

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i; \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

dengan  $\varepsilon_i$  merupakan galat acak yang berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan varians konstan. Pendekatan regresi secara umum dibedakan menjadi regresi parametrik dan nonparametrik (Anisa et al., 2019). Regresi nonparametrik digunakan ketika bentuk fungsi regresi  $g(x_i)$  tidak diketahui secara pasti (Anisa et al., 2019).

## D. Regresi Nonparametrik

Regresi nonparametrik digunakan ketika bentuk fungsi regresi tidak diketahui dan tidak mengikuti pola tertentu (Alizah, 2017). Fungsi regresi diasumsikan bersifat halus dan berada dalam ruang fungsi tertentu (Dani et al., 2022). Model regresi nonparametrik dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = g(x_i) + \varepsilon_i; \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

Pendekatan ini memungkinkan kurva regresi menyesuaikan struktur data sehingga dapat meminimalkan subjektivitas dalam penentuan bentuk model (Sahidah et al., 2022). Beberapa estimator yang umum digunakan dalam regresi nonparametrik antara lain kernel, spline, wavelet, dan deret Fourier (Adrianingsih et al., 2020).

## E. Estimator Deret Fourier

Estimator deret Fourier merupakan salah satu estimator dalam regresi nonparametrik yang umum digunakan untuk memodelkan data dengan karakteristik trigonometri dan pola berulang (Khotimah, 2019). Estimator ini efektif digunakan pada data yang bersifat periodik dan berfluktuasi (Adrianingsih et al., 2020). Fungsi regresi deret Fourier dinyatakan sebagai berikut:

$$g(x_i) = \gamma x_i + \frac{1}{2} \alpha_0 + \sum_{k=1}^K \alpha_k \cos(kx_i) \quad (3)$$

dengan  $\gamma$ ,  $\alpha_0$ , dan  $\alpha_k$  merupakan parameter estimator deret Fourier, sedangkan  $k = 1, 2, 3, \dots, K$ .

## F. Penalized Least Square

Penalized Least Square (PLS) merupakan metode optimasi yang memodifikasi pendekatan Least Square dengan menambahkan komponen penalti untuk mengontrol kehalusan kurva dan mencegah terjadinya *overfitting* (Alizah, 2017). Fungsi penghalus berperan sebagai estimator yang mampu merepresentasikan data dengan baik, namun tetap mempertahankan varians galat yang kecil. Apabila nilai  $\lambda$  terlalu besar, kurva yang dihasilkan menjadi terlalu halus, sedangkan apabila nilai  $\lambda$  terlalu kecil, kurva menjadi terlalu kasar (Tripena, 2011). Fungsi objektif PLS dinyatakan sebagai berikut (Amri et al., 2024):

$$\min_{g \in C(0, \pi)} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - g(x_i))^2 + \lambda \int_0^{\pi} \frac{2}{\pi} (g^{(2)}(x_i))^2 dx_i \right\} \quad (4)$$

dengan  $\lambda$  merupakan parameter penalti. Nilai  $\lambda > 0$  berfungsi sebagai parameter penghalus yang menyeimbangkan ketepatan model terhadap data dan kehalusan kurva (Dani et al., 2022).

## G. Generalized Cross Validation

Dalam pemodelan regresi nonparametrik, pemilihan parameter penghalus yang optimal merupakan hal penting. Generalized Cross Validation (GCV) digunakan untuk menentukan parameter penalti optimal dengan meminimalkan kesalahan prediksi. Rumus GCV dinyatakan sebagai berikut:

$$MSE(\lambda) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

$$GCV(\lambda) = \frac{MSE(\lambda)}{(n^{-1} \text{trace}(I - W(\lambda)))^2} \quad (6)$$

$$W(\lambda) = Z(n^{-1}Z'Z + \lambda K)^{-1}n^{-1}Z' \quad (7)$$

## H. Peramalan

Peramalan merupakan teknik yang digunakan untuk memprediksi nilai pada masa mendatang dengan menganalisis data historis guna mengidentifikasi hubungan, tren, dan pola tertentu (Wildan dan Asy'ari, 2023). Peramalan penting dalam proses pengambilan keputusan pada kondisi yang tidak pasti, karena hasil peramalan berbasis analisis umumnya lebih dapat diandalkan dibandingkan perkiraan subjektif. Peramalan yang akurat bertujuan untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Secara umum, metode peramalan dibedakan menjadi metode kualitatif, yang bergantung pada penilaian ahli ketika data historis terbatas, dan metode kuantitatif, yang membutuhkan data historis terukur untuk dianalisis secara statistik (Syakura et al., 2016).

## I. Evaluasi Model

Akurasi merupakan indikator yang menunjukkan tingkat kedekatan antara hasil peramalan dan data aktual (Padiku dan Widodoc, 2014). Kinerja model peramalan dievaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), yang dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (8)$$

Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin baik tingkat akurasi model. Interpretasi nilai MAPE dapat diklasifikasikan pada tabel 1 (Amri et al., 2024):

Tabel 1. Kriteria MAPE

Kriteria MAPE	Keterangan
< 10%	Sangat baik
10%–20%	Baik
20%–50%	Cukup
> 50%	Buruk

## J. Suhu Permukaan Bumi

Suhu permukaan bumi merupakan energi termal yang dipancarkan dari permukaan luar bumi, seperti tanah, bangunan, vegetasi, dan badan air (Insan dan Prasetya, 2021). Pada wilayah perkotaan, fluktuasi suhu permukaan bumi dipengaruhi oleh perubahan penggunaan lahan, perluasan kawasan terbangun, dan berkurangnya tutupan vegetasi (Radite et al., 2024). Suhu permukaan bumi dipengaruhi oleh kondisi atmosfer, radiasi matahari, material permukaan, tutupan vegetasi, dan letak geografis. Pengukurannya dapat dilakukan melalui observasi langsung maupun teknik penginderaan jauh berbasis satelit (Fawzi dan Iswari, 2019). Variasi suhu permukaan bumi berkaitan erat dengan perubahan iklim global, perubahan penggunaan lahan seperti deforestasi dan urbanisasi, emisi gas rumah kaca, efek urban heat island, serta variabilitas iklim alami seperti ENSO dan Indian Ocean Dipole (Rakuasa dan Sihasale, 2023)

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Karakteristik Data dan Uji Linearitas

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah suhu permukaan bumi di Kota Semarang pada periode 1 Agustus 2024 hingga 30 November 2024, dengan total 122 observasi. Data dibagi menjadi data in-sample dan out-sample menggunakan proporsi 90:10, yaitu 109 data untuk pembentukan model dan 13 data untuk evaluasi peramalan.

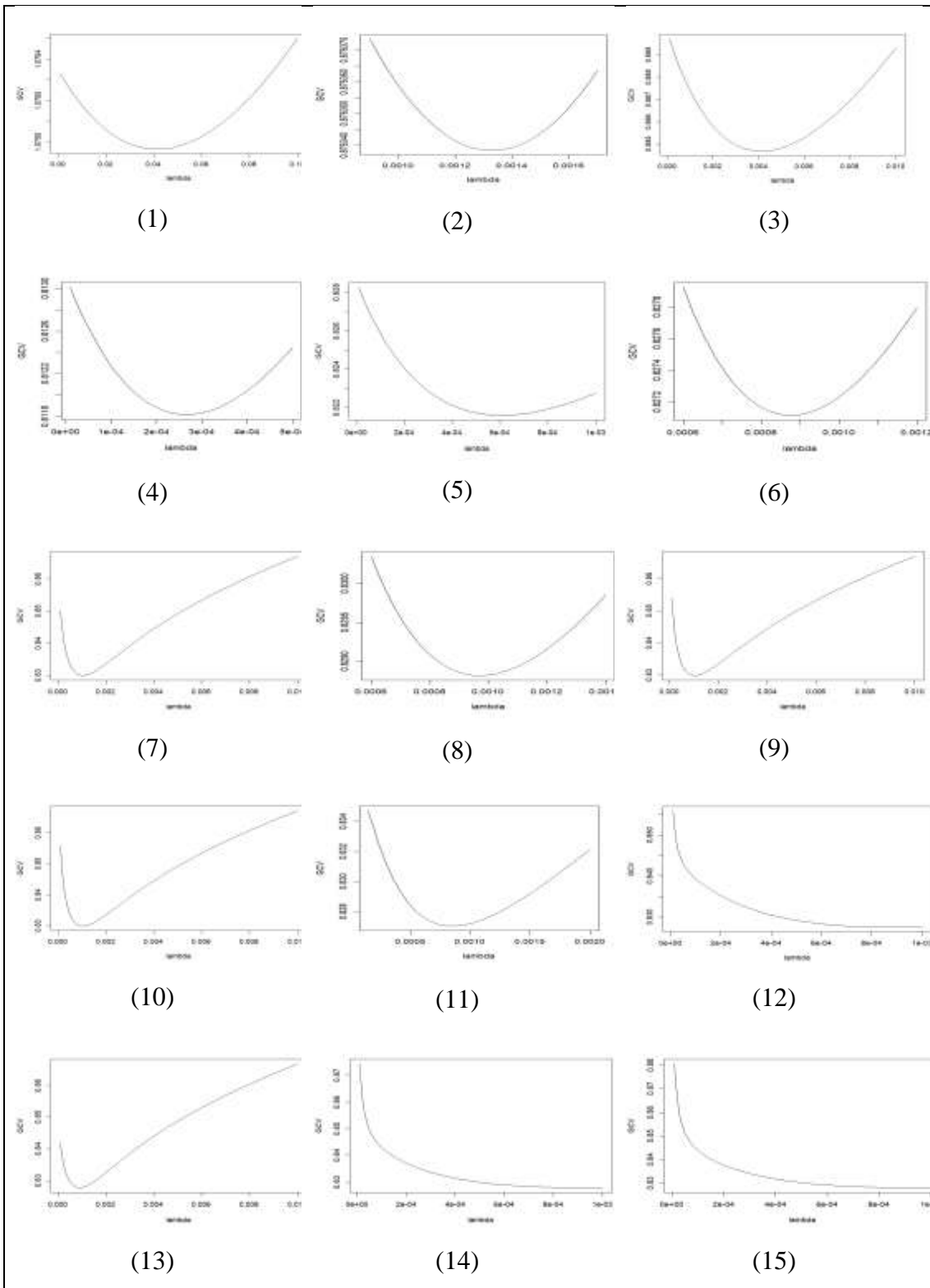
Berdasarkan scatter plot antara suhu permukaan bumi dan periode waktu, data menunjukkan pola yang berfluktuasi dengan pergerakan naik dan turun secara berulang. Pola ini mengindikasikan bahwa hubungan antara suhu permukaan bumi dan waktu bersifat nonlinear serta memiliki kecenderungan periodik.

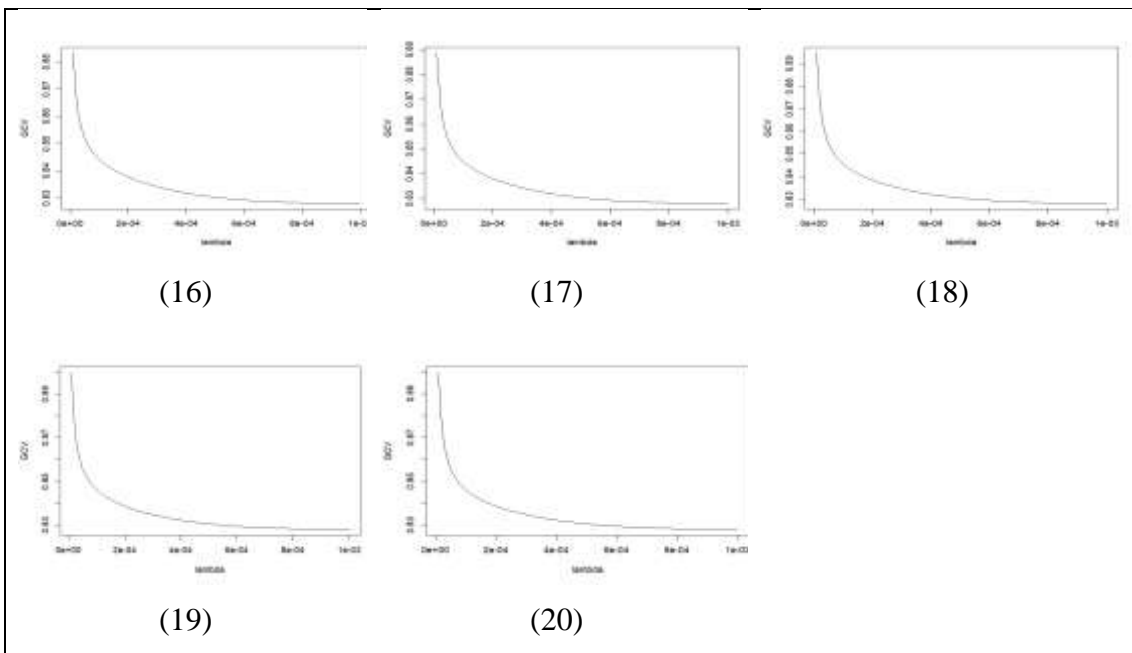
Hasil uji linearitas menunjukkan nilai p-value sebesar 0,124, lebih besar dari taraf signifikansi 0,05. Artinya, hubungan linear antara suhu permukaan bumi dan periode waktu tidak signifikan. Dengan demikian, model regresi linear kurang sesuai digunakan, sehingga penelitian ini menggunakan pendekatan regresi nonparametrik untuk memodelkan pola suhu permukaan bumi di Kota Semarang.

### B. Pemilihan Koefisien Fourier Optimal Menggunakan GCV

Pemilihan koefisien Fourier optimal dilakukan menggunakan kriteria Generalized Cross Validation (GCV). GCV digunakan untuk menentukan kombinasi terbaik antara jumlah koefisien Fourier dan parameter penalti  $\lambda$ , sehingga model yang dihasilkan memiliki keseimbangan antara ketepatan estimasi dan kehalusan kurva.

Dalam penelitian ini, jumlah koefisien Fourier diuji dari  $k = 1$  hingga  $k = 20$ . Pada setiap nilai  $k$ , parameter penalti  $\lambda$  dipilih berdasarkan nilai GCV minimum. Kurva GCV untuk masing-masing koefisien Fourier ditampilkan pada Gambar 1.





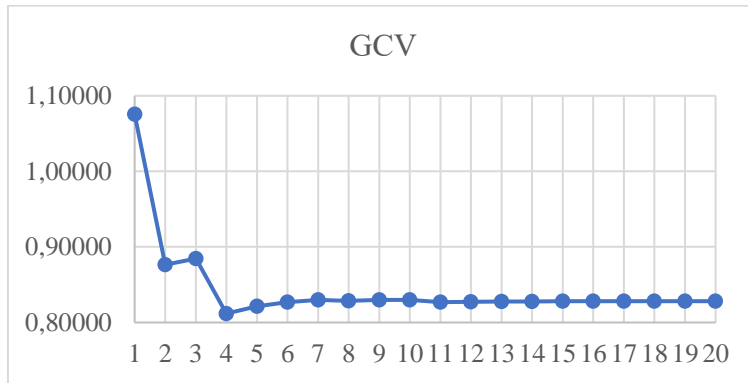
Gambar 1. Kurva GCV Minimum untuk Koefisien Fourier  $k = 1$  sampai  $k = 20$  pada Data Aktual In-Sample

Hasil perhitungan nilai GCV minimum untuk setiap koefisien Fourier disajikan secara rinci pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai GCV Minimum untuk Setiap Koefisien Fourier pada Data Aktual

N	LAMBDA	GCV
1	0,04100	1,07553
2	0,00130	0,87634
3	0,00410	0,88467
<b>4</b>	<b>0,00027</b>	<b>0,81182</b>
5	0,00061	0,82161
6	0,00088	0,82712
7	0,00100	0,82998
8	0,00097	0,82882
9	0,00100	0,82983
10	0,00100	0,82997
11	0,00085	0,82703
12	0,00088	0,82747
13	0,00090	0,82775
14	0,00091	0,82791
15	0,00092	0,82801
16	0,00092	0,82804
17	0,00093	0,82811
18	0,00093	0,82820
19	0,00094	0,82826
20	0,00094	0,82825

Perbandingan nilai GCV minimum dari setiap koefisien Fourier kemudian ditampilkan pada Gambar 2 untuk memperjelas posisi nilai GCV terendah.



Gambar 2. Nilai GCV Minimum Koefisien Fourier Berdasarkan Data Aktual

Berdasarkan Tabel 3 dan Gambar 2, nilai GCV minimum diperoleh pada koefisien Fourier  $k = 4$ , dengan parameter penalti optimal  $\lambda = 0,00027$  dan nilai GCV sebesar 0,81182. Hasil ini menunjukkan bahwa model dengan  $k = 4$  memberikan keseimbangan terbaik antara fleksibilitas model dan kehalusan kurva.

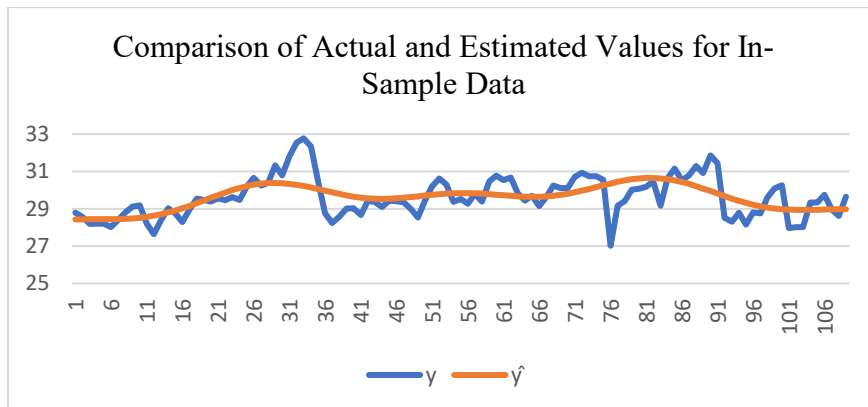
Dengan demikian, regresi nonparametrik deret Fourier dengan koefisien  $k = 4$  dipilih sebagai model optimal untuk memodelkan dan meramalkan suhu permukaan bumi di Kota Semarang.

### C. Pembentukan Model Regresi Nonparametrik Deret Fourier

Hasil pemilihan parameter optimal, model terbaik diperoleh pada koefisien Fourier  $k = 4$ . Dengan demikian, model regresi nonparametrik deret Fourier dengan optimasi Penalized Least Square (PLS) untuk suhu permukaan bumi di Kota Semarang adalah:

$$\hat{y}_i = 28,56306 - 0,19823x_i - 0,01712\cos(x_i) + 0,02235\cos(2x_i) + 0,35641\cos(3x_i) + 0,21428\cos(4x_i)$$

Perbandingan antara data aktual dan hasil model pada data in-sample ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi pada Data In-Sample

Berdasarkan Gambar 3, model yang dibentuk mampu mengikuti pola umum suhu permukaan bumi di Kota Semarang. Kurva model terlihat lebih halus dibandingkan data aktual, sehingga menunjukkan bahwa regresi nonparametrik deret Fourier dapat menangkap pola utama data yang bersifat fluktuatif.

#### D. Akurasi Peramalan Suhu Permukaan Bumi

Akurasi peramalan model dievaluasi menggunakan data out-sample dengan nilai MAPE sebesar 1,203717%. Berdasarkan nilai tersebut, tingkat akurasi peramalan diperoleh sebesar:

$$\text{Akurasi} = 100\% - 1,203717\% = 98,7963\%$$

Nilai MAPE yang kurang dari 10% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik. Dengan demikian, regresi nonparametrik deret Fourier dengan koefisien  $k = 4$  mampu meramalkan suhu permukaan bumi di Kota Semarang dengan tingkat akurasi yang tinggi.

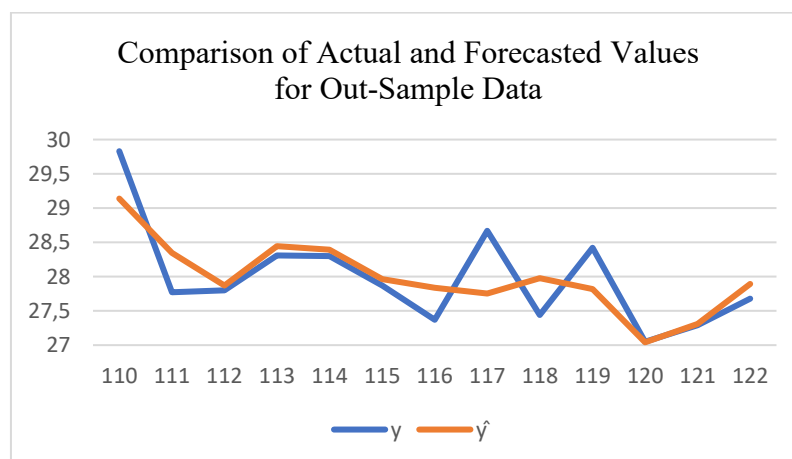
#### E. Hasil Peramalan Data Out-Sample

Hasil peramalan pada data out-sample ditampilkan pada Tabel 3, yang berisi perbandingan antara nilai aktual dan nilai hasil peramalan.

Tabel 3. Nilai Aktual dan Peramalan

$y$	$\hat{y}$
29,83	29,13898
27,77	28,34848
27,80	27,87219
28,31	28,44361
28,30	28,39455
27,87	27,96297
27,37	27,83765
28,67	27,75539
27,44	27,97939
28,42	27,82086
27,05	27,04186
27,29	27,31057
27,68	27,89349

Perbandingan antara nilai aktual dan hasil peramalan juga ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan Nilai Aktual dan Peramalan pada Data Out-Sample

Berdasarkan Gambar 4, hasil peramalan mampu mengikuti pola umum data aktual suhu permukaan bumi di Kota Semarang. Meskipun terdapat sedikit perbedaan pada beberapa

titik, pola peramalan tetap mendekati data aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model regresi nonparametrik deret Fourier dengan optimasi PLS cukup baik digunakan untuk meramalkan suhu permukaan bumi di Kota Semarang.

#### 4. KESIMPULAN

Nilai GCV minimum diperoleh pada koefisien Fourier  $k = 4$  dengan parameter penalti optimal  $\lambda = 0,00027$  dan nilai GCV sebesar 0,81182. Dengan demikian, model terbaik untuk memodelkan suhu permukaan di Kota Semarang adalah:

$$\hat{y}_i = 28,56306 - 0,19823x_i - 0,01712\cos(x_i) + 0,02235\cos(2x_i) + 0,35641\cos(3x_i) + 0,21428\cos(4x_i)$$

Model tersebut menunjukkan bahwa pola suhu permukaan di Kota Semarang dapat dijelaskan melalui kombinasi tren linear dan pola fluktuatif deret Fourier. Hasil evaluasi menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,203717% dengan tingkat akurasi 98,7963%. Berdasarkan kriteria MAPE, model ini termasuk dalam kategori sangat baik, sehingga regresi nonparametrik deret Fourier dengan optimasi PLS dinilai akurat dalam memodelkan dan meramalkan suhu permukaan di Kota Semarang.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Adrianingsih, N. Y., Dani, A. T. R., & Ainurrochmah, A. (2020). Pemodelan Dengan Pendekatan Deret Fourier Pada Kasus Tingkat Pengangguran Terbuka Di Nusa Tenggara Timur. *EDUSAINTEK*, 4.
- Alizah, D. N. (2017). *Estimasi Regresi Nonparametrik Penalized Spline Filter Menggunakan Metode Penalized Least Square Pada Data Time Series*.
- Amalia, S. H., & Nur, I. M. (2019). Pemodelan Regresi Nonparametrik Deret Fourier pada Kasus Tingkat Kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara. *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Unimus*, 2.
- Amri, I. F., Chamidah, N., Saifudin, T., Purwanto, D., Fadlurohman, A., Ningrum, A. F., & Amri, S. (2024). Prediction of Extreme Weather using Nonparametric Regression Approach with Fourier Series Estimators. *Data and Metadata*, 3, 319. <https://doi.org/10.56294/dm2024319>
- Anisa, N., Debatara, N. N., & Martha, S. (2019). Estimasi Model Regresi Nonparametrik Kernel Menggunakan Estimator Nadaraya-Watson. *BIMASTER: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 8(4).
- Aryash, M. F., & Hidayati, N. (2025). Analisis Prediksi Kemenangan Tim Pada Game Mobile Legends Bang Bang Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Pengembangan Rekayasa Dan Teknologi*, 9(1), 1–9.
- Dani, A. T. R., Dewi, A. F., & Ni'matuzzahroh, L. (2022). Studi Simulasi dan Aplikasi: Estimator Deret Fourier pada Pemodelan Regresi Nonparametrik. *Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, Dan Aplikasinya*, 2, 279–288. <https://prosiding.unimus.ac.id/index.php/edusaintek/article/viewFile/581/583>
- Fawzi, N. I., & Iswari, M. (2019). Hubungan Kategori Tutupan Lahan dan Suhu Permukaan Menggunakan Landsat 8. *Jurnal Spasial*, 6(1), 27–35.
- Firawati. (2024). *Pemodelan Data Curah Hujan Melalui Regresi Nonparametrik Multivariabel Dengan Estimator Deret Fourier*.
- Insan, A. F. N., & Prasetya, F. V. A. S. (2021). Sebaran Land Surface Temperature dan Indeks Vegetasi di Wilayah Kota Semarang pada Bulan Oktober 2019. *Buletin Poltanesa*, 22(1), 45–52.
- Khotimah, S. (2019). *Analisis Data Curah Hujan di Kota Surabaya dengan Pendekatan Regresi Nonparametrik Deret Fourier*.

- Lestari, S. P., & Permatasari, R. I. (2023). Pengaruh Pengalaman Kerja dan Disiplin Kerja Terhadap Prestasi Kerja Karyawan Divisi Operasional PT. Pegadaian Galeri 24, Jakarta Pusat. *Jurnal Ilmiah M-Progress*, 13(1), 83–91.
- Nisa, K. (2017). Model Regresi Semiparametrik Campuran Spline Truncated dan Deret Fourier (Studi Kasus: Angka Harapan Hidup Provinsi Jawa Timur). *Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya*.
- Padiku, I. R., & Widodoc, A. (2014). Sistem Pendukung Keputusan untuk Mengevaluasi Internal Program Studi. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 5(1), 40–46.
- Pangaribuan, J. J., Fanny, F., Barus, O. P., & Romindo, R. (2023). Prediksi Penjualan Bisnis Rumah Properti Dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 13(2), 154–161.
- Radite, R. A., Casriyah, C., Moh, R. I. R., & Lovi, N. P. (2024). Analisis Dampak Fenomena Peningkatan Urban Heat Island Kota Semarang Tahun 2024. *ALIANSI: JURNAL HUKUM, PENDIDIKAN DAN SOSIAL HUMANIORA Учредителю: Asosiasi Seni Desain Dan Komunikasi Visual Indonesia*, 2(1), 144–157.
- Rakuasa, H., & Sihasale, D. A. (2023). Analisis Suhu Permukaan Daratan di Kabupaten Buru Menggunakan Data Citra Satelit MODIS Berbasis Cloud Computing Google Earth Engine. *GEOFORUM*, 81–99. <https://doi.org/10.30598/geoforumvol2iss2pp81-99>
- Sahidah, S., Kuzairi, K., & Mardianto, M. F. F. (2022). Estimator Deret Fourier Dalam Regresi Nonparametrik Dengan Penalti Untuk Perencanaan Penjualan Produk Musiman. *Zeta-Math Journal*, 7(2), 69–78.
- Syakura, A., Hendaryani, O., & Ramadhan, R. (2016). Analisis Penggunaan Peramalan dalam Meminimalkan Biaya Simpan Produk Linzhi Plus pada CV. HN. *PERFORMA: Media Ilmiah Teknik Industri*, 15(2).
- Tripena, A. (2011). Pemilihan Parameter Penghalus dalam Regresi Spline Linier. In *JMP* (Vol. 3, Number 1).
- Widhianti, S. E., & Hidayati, N. (2025). Prediksi Kepuasan Pelanggan Aplikasi Tiktok dengan Metode Naive Bayes Classifier. *Jurnal Pengembangan Rekayasa Dan Teknologi*, 9(1), 10–24.
- Wildan, K., & Asy'ari, S. (2023). Penentuan Metode Peramalan (Forecasting) Pada Permintaan Penjualan Di Cv. Lia Tirta Jaya Prigen. *Jurnal Cakrawala Ilmiah*, 2(11), 4077–4088.