



## Perbandingan Model Regresi Linier dan Nonlinier untuk Prediksi Suhu Udara di Provinsi Lampung

Dea Mutia Risani<sup>1</sup>, Nydia Manda Putri<sup>2</sup>, Khazanatil Ilmi<sup>3</sup>,  
Arielva Simon Siahaan<sup>4</sup>, Nobel Nizam Fathirizki<sup>5</sup>, Mika Alvionita S<sup>6</sup>, Febri Dwi Irawati<sup>7</sup>

<sup>1, 2, 3, 4, 5, 6, 7</sup>Fakultas Sains, Program Studi Sains Data, Institut Teknologi Sumatera

<sup>1</sup>[dea.122450099@student.itera.ac.id](mailto:dea.122450099@student.itera.ac.id), <sup>2</sup>[nydia.123450018@student.itera.ac.id](mailto:nydia.123450018@student.itera.ac.id),

<sup>3</sup>[khazanatil.123450053@student.itera.ac.id](mailto:khazanatil.123450053@student.itera.ac.id), <sup>4</sup>[arielva.123450105@student.itera.ac.id](mailto:arielva.123450105@student.itera.ac.id),

<sup>5</sup>[nobel.123450117@student.itera.ac.id](mailto:nobel.123450117@student.itera.ac.id), <sup>6</sup>[mika.alvionita@sd.itera.ac.id](mailto:mika.alvionita@sd.itera.ac.id),

<sup>7</sup>[febri.dwi@sd.itera.ac.id](mailto:febri.dwi@sd.itera.ac.id)

Corresponding author email: [mika.alvionita@sd.itera.ac.id](mailto:mika.alvionita@sd.itera.ac.id)

**Abstract:** This study aims to analyze the relationship between air temperature and variables such as air pressure, humidity, and wind speed using both linear and nonlinear regression approaches. Three models are compared: multiple linear regression, second-degree polynomial regression, and spline regression. The analysis results show that the spline regression model delivers the best performance, with an RMSE of 0.556 and an MAE of 0.427, which are lower than those of the polynomial regression (RMSE = 0.746; MAE = 0.570) and multiple linear regression (RMSE = 0.972; MAE = 0.715). Overall, spline regression effectively captures the complex nonlinear patterns in the data, including the presence of turning points in the influence of predictor variables on temperature. These findings indicate that nonlinear approaches, particularly spline regression, are more accurate and appropriate for modeling climate phenomena characterized by nonlinear relationships among variables..

**Keywords:** polynomial, splines

**Abstrak:** Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antara suhu udara dengan variabel seperti tekanan udara, kelembapan, dan kecepatan angin menggunakan pendekatan regresi linier dan nonlinier. Tiga model yang dibandingkan adalah regresi linier berganda, regresi polinomial derajat dua, dan regresi spline. Hasil analisis menunjukkan bahwa model regresi spline memberikan performa terbaik dengan nilai RMSE sebesar 0,556 dan MAE sebesar 0,427, lebih rendah dibandingkan regresi polinomial (RMSE = 0,746; MAE = 0,570) dan regresi linier berganda (RMSE = 0,972; MAE = 0,715). Secara umum, regresi spline mampu menangkap pola nonlinier yang kompleks dalam data, termasuk adanya titik balik pengaruh variabel prediktor terhadap suhu. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan nonlinier, khususnya regresi spline, lebih akurat dan tepat digunakan dalam memodelkan fenomena iklim yang memiliki karakteristik hubungan variabel yang tidak linier.

**Kata kunci:** polinomial, spline

### I. PENDAHULUAN

Suhu udara merupakan salah satu parameter iklim yang sangat penting dalam menentukan kondisi lingkungan dan mempengaruhi berbagai sektor seperti pertanian, kesehatan, serta perencanaan wilayah[1]. Perubahan suhu udara di Provinsi Lampung memberikan dampak terhadap aktivitas sosial-ekonomi dan ekosistem [2]. Sehingga pemahaman mengenai variabel variabel yang mempengaruhi suhu udara dibutuhkan untuk mendukung pengambilan kebijakan adaptif dan mitigasi perubahan iklim.

Beberapa variabel yang mempengaruhi suhu udara yaitu kelembapan udara, tekanan udara, dan kecepatan angin. Penelitian ini akan menggunakan suhu udara sebagai variabel dependen dan kelembapan udara, tekanan udara, dan kecepatan angin sebagai variabel independen. Variabel-variabel yang mempengaruhi suhu udara akan diidentifikasi menggunakan model regresi linier dan model regresi non linier. Model regresi linier mengidentifikasi dan mengukur pengaruh beberapa variabel independen terhadap variabel dependen[3]. Model regresi nonlinier secara umum dibahas dengan mengaitkannya dan membandingkannya dengan regresi linear, serta mencakup pembahasan



mengenai pemprofilan parameter pada model multiparameter, pemilihan model yang tepat, algoritma pemodelan, dan strategi penentuan nilai awal. [4].

Model regresi linear sering kali gagal menangkap dinamika hubungan secara akurat, terutama ketika pola interaksi antar variabel bersifat rumit dan tidak linier. Pendekatan model regresi non linier menjadi pilihan yang tepat karena dapat mengakomodasi ketidaklinieran dalam data dan memberikan estimasi yang lebih realistis terhadap fenomena iklim[5]. Penelitian sebelumnya yang membandingkan antara regresi linier dan regresi non linier dilakukan oleh Praveda Paranjape dan Parag Sadgir. Penelitian ini menunjukkan bahwa serbuk daun OSL mampu mengadsorpsi zat besi hingga 123,26 mg/g, dengan kondisi optimum pada pH 5 dan waktu kontak 2 jam. Proses ini mengikuti model isoterm Fritz–Schlunder dan kinetika orde satu semu, serta lebih akurat dimodelkan menggunakan regresi nonlinier dibandingkan regresi linier[6].

Penelitian ini menggunakan data iklim harian Provinsi Lampung dari tahun 2010 hingga 2023, dengan variabelnya yaitu kelembapan udara, tekanan udara, dan kecepatan angin sebagai prediktor suhu udara. Rentang data yang panjang diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan hubungan nonlinier secara komprehensif dan akurat. Pemilihan metode pemodelan yang tepat menjadi inti dari penelitian ini guna memperoleh pendekatan yang paling mampu merepresentasikan hubungan antar variabel serta memberikan prediksi suhu udara yang akurat[7]. Melalui pendekatan statistika nonlinier, penelitian ini bertujuan memperkaya pemahaman mengenai variabel-variabel iklim yang memengaruhi suhu udara di Provinsi Lampung, sekaligus menjadi landasan bagi perumusan strategi adaptasi dan mitigasi perubahan iklim yang lebih efektif dan terarah.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data iklim harian Provinsi Lampung selama periode tahun 2010 hingga 2023. Variabel yang digunakan pada penelitian ini yaitu: kelembapan udara harian ( $X_1$ ), tekanan udara harian ( $X_2$ ), dan kecepatan angin harian ( $X_3$ ), yang digunakan sebagai variabel independen terhadap suhu udara harian ( $Y$ ) sebagai variabel dependen seperti pada Tabel 1. Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Badan Pusat Statistik Lampung.

**Tabel 1** Deskripsi Variabel

Variabel	Definisi Operasional	Deskripsi	Satuan
$Y$	Suhu udara	Nilai rata-rata suhu harian dalam derajat celsius	$^{\circ}\text{C}$
$X_1$	Kelembaban udara	Persentase rata-rata kelembaban udara dalam	%
$X_2$	Tekanan Udara	Rata-rata tekanan udara dalam hPa	hPa
$X_3$	Kecepatan angin	Rata-rata kecepatan angin dalam knot	kt

Penelitian ini menggunakan model regresi linier yaitu model regresi linier berganda dan model regresi non linier yaitu model regresi polinomial, model spline, dan *generalized additive model (GAM)*. Model ini akan menganalisis hubungan linier dan *non-linear* antara kelembaban udara, tekanan udara, dan kecepatan angin terhadap suhu udara di Provinsi Lampung pada tahun 2010 – 2023. Model yang dihasilkan kemudian dievaluasi menggunakan metrik evaluasi seperti *Root Mean Squared Error (RMSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*. Hasil dari validasi ini menjadi dasar dalam menilai efektivitas model serta kontribusinya dalam perencanaan dan mitigasi dampak perubahan iklim di Provinsi Lampung. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat mengidentifikasi hubungan *non-linear* antara variabel-variabel iklim utama.



### 2.1 Regresi Linier Berganda

Regresi linear berganda merupakan metode statistik yang bertujuan untuk mengetahui pengaruh beberapa variabel independen terhadap satu variabel dependen. Variabel dependen biasanya dilambangkan dengan  $Y$ , sedangkan variabel-variabel independen diberi simbol  $X_1, X_2$ , dan seterusnya [7]. Hubungan antara variabel dependen dan variabel independen dituliskan pada Persamaan 1.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Keterangan:

- $i$  : 1, 2, ..., n dan  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$
- $\beta_0$  : Intersep
- $\beta_k$  : Koefisien kemiringan ke-k
- n : Banyaknya observasi

### 2.2 Regresi Polinomial

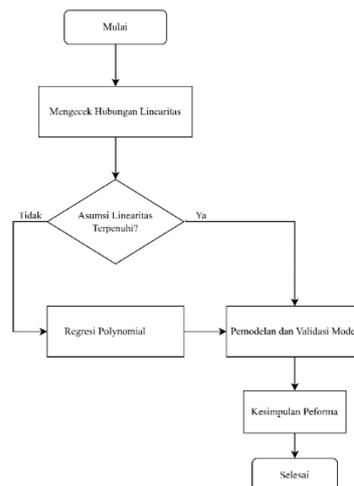
Regresi polinomial merupakan kasus khusus dari regresi berganda yang hanya melibatkan satu variabel bebas, yaitu variabel independent. Namun memasukkan pangkat-pangkat dari variabel tersebut untuk memodelkan hubungan yang tidak linier [8]. Model regresi polinomial satu variabel derajat ke-n dapat dinyatakan pada Persamaan 2.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X^2 + \beta_3 X^3 + \beta_4 X^4 + \dots + \beta_n X^n + \varepsilon \quad (2)$$

Keterangan :

- $Y$  : variabel dependen
- $\beta_0, \dots, \beta_n$  : koefisien regresi
- $\varepsilon_i$  : galat ke-i

Diagram alir pada penelitian ini pada Gambar 1 yang menunjukkan cara penggunaan model regresi polinomial



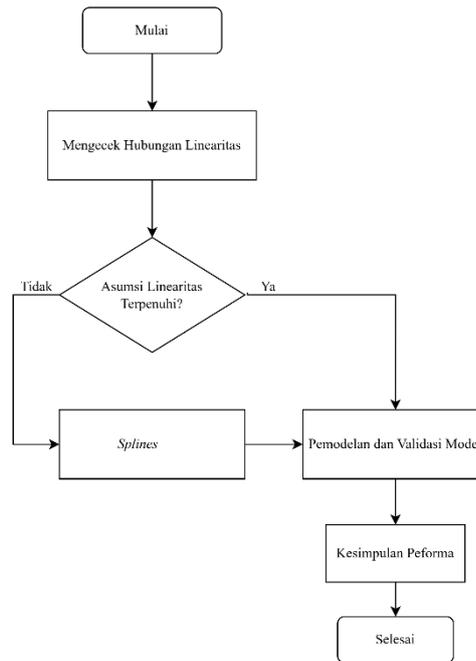
**Gambar 1** Diagram Alir Regresi Polinomial

### 2.3 Regresi Spline

Regresi spline lebih fleksibel dibandingkan dengan regresi polinomial. Teknik ini melibatkan pembagian rentang nilai  $X$  ke dalam  $K$  wilayah yang berbeda. Pada setiap wilayah, dipasang sebuah regresi polinomial terhadap data. Namun, regresi polinomial ini diberi batasan agar saling terhubung secara mulus pada titik batas antar wilayah yang disebut *knot*. Dengan jumlah wilayah



yang cukup, pendekatan ini dapat menghasilkan model yang sangat fleksibel dalam menyesuaikan data [9]. Gambar 2 menunjukkan diagram alir regresi spline.



**Gambar 2** Diagram Alir Regresi Spline

#### 2.4 Evaluasi Model

Pada penelitian ini evaluasi model yang digunakan adalah *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE). *Root-Mean-Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) adalah dua metrik standar yang digunakan dalam evaluasi model. Untuk suatu sampel yang terdiri dari  $n$  observasi  $y$  ( $y_i$ , dengan  $i = 1, 2, \dots, n$ ) dan  $n$  prediksi model yang bersesuaian  $\hat{y}$ , maka MAE dan RMSE didefinisikan pada Persamaan 3 dan Persamaan 4 [10].

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

Keterangan:

$n$  : jumlah observasi

$y_i$  : nilai aktual ke- $i$

$\hat{y}_i$  : nilai prediksi ke- $i$



Kedua metrik ini digunakan untuk mengukur seberapa dekat prediksi model terhadap nilai aktual, dengan RMSE memberikan penalti yang lebih besar untuk kesalahan yang lebih besar karena sifatnya yang kuadratik

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

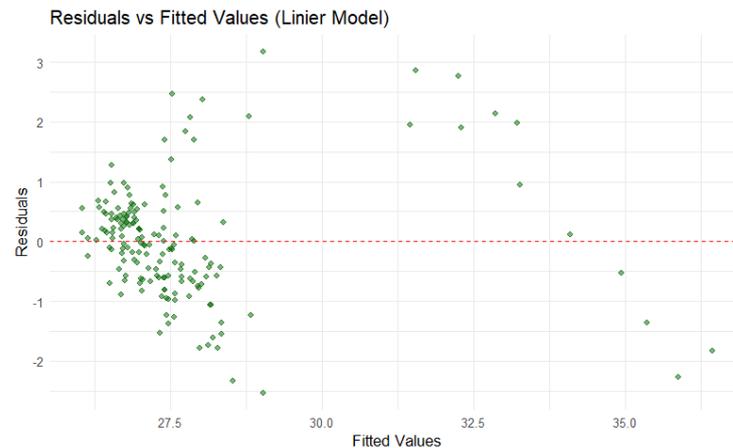
Penelitian ini, melakukan statistika deskriptif yang merupakan prasyarat dan landasan bagi statistik inferensial[11]. Tabel 2 menunjukkan statistika deskriptif pada variabel yang digunakan di Tabel 1.

**Tabel 2** Statistika Deskriptif

Variabel	Rata-rata	Simpangan Baku	n
Suhu udara	27,6905	2,0595	168
Kelembaban udara	80,9525	7,0355	168
Tekanan Udara	1008,2413	4,3383	168
Kecepatan angin	4,0776	3,6243	168

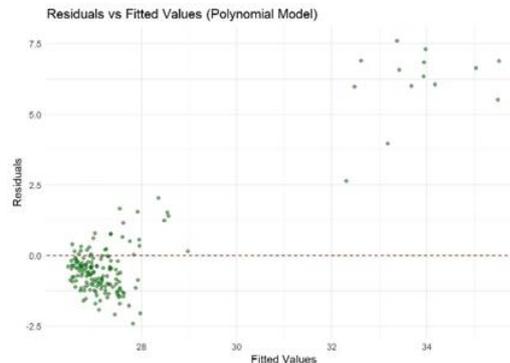
Berdasarkan Tabel 2 statistika deskriptif dengan total jumlah data sebanyak 168 observasi. Suhu udara memiliki rata-rata sebesar 27,69°C dengan simpangan baku 2,06 dengan menunjukkan sebaran data yang relatif stabil. Di sisi lain, kelembaban udara menunjukkan variasi yang lebih besar dengan simpangan baku tertinggi yaitu 7,04 dan rata-rata sebesar 80,95%. Tekanan udara memiliki rata-rata 1008,24 hPa dengan simpangan baku sebesar 4,34 hPa. Kecepatan angin memiliki nilai rata-rata 4,08 kt dengan simpangan baku 3,62 kt yang menunjukkan adanya fluktuasi cukup besar dalam kecepatan angin harian di wilayah pengamatan. Nilai-nilai deskriptif ini memberikan gambaran awal tentang distribusi data serta tingkat variasi masing-masing variabel, yang penting dalam tahap awal pemodelan.

Model regresi linier berganda menunjukkan nilai *intercept* sebesar 156,92 dengan tingkat signifikansi  $p < 0,001$  mengindikasikan bahwa suhu udara diperkirakan berada pada nilai tersebut ketika ketiga variabel independen bernilai nol. Tekanan udara berkontribusi negatif terhadap suhu, dengan koefisien -0,128 ( $p < 0,001$ ), yang berarti bahwa peningkatan tekanan udara cenderung menurunkan suhu. Kelembapan juga memberikan pengaruh negatif, meskipun lebih kecil, dengan koefisien -0,033 dan signifikan pada  $p = 0,0158$ . Sebaliknya, kecepatan angin memiliki hubungan positif dengan suhu, ditunjukkan oleh koefisien 0,521 ( $p < 0,001$ ), yang menunjukkan bahwa semakin tinggi kecepatan angin, suhu udara cenderung meningkat. Gambar 3 menyajikan plot residual terhadap nilai prediksi (*fitted values*) dari model regresi linier berganda. Penyebaran residual tidak acak, melainkan membentuk pola yang sistematis, terutama pada nilai *fitted* yang tinggi (diatas 30), di mana residual menunjukkan penyimpangan besar ke arah positif maupun negatif. Konsentrasi residual pada nilai *fitted* yang rendah (sekitar 26–28) dan penyebaran yang semakin lebar pada nilai lebih tinggi mengindikasikan pelanggaran terhadap asumsi linieritas. Ketidakteraturan pola penyebaran ini juga mengisyaratkan bahwa model linier berganda belum mampu merepresentasikan hubungan linier antar variabel secara menyeluruh. Oleh karena itu, pendekatan regresi nonlinier lebih sesuai untuk menggambarkan pola dalam data tersebut.



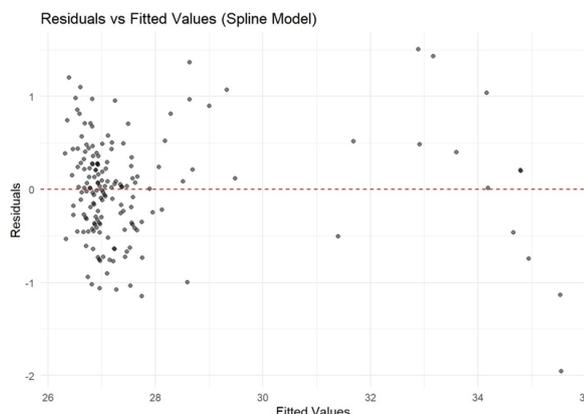
**Gambar 3** Plot Residual Linier Terhadap Nilai Prediksi pada Model Regresi Linier Berganda

Model regresi polinomial merupakan salah satu pendekatan regresi nonlinier yang digunakan untuk merepresentasikan hubungan yang tidak bersifat linier antara variabel. Dalam penelitian ini, model regresi polinomial derajat dua yang mengaitkan suhu udara dengan tekanan udara, kelembapan, dan kecepatan angin menunjukkan peningkatan kinerja yang cukup signifikan dibandingkan dengan model regresi linier berganda. Hampir seluruh koefisien dari komponen polinomial masing-masing variabel menunjukkan tingkat signifikansi statistik yang tinggi, kecuali komponen kuadratik dari variabel kecepatan angin yang tidak signifikan ( $p = 0,8341$ ). Ketika pendekatan model polinomial derajat dua diterapkan, hubungan antara variabel-variabel independen dan dependen menjadi bersifat nonlinier. Sebagai contoh, pada variabel tekanan udara, koefisien untuk komponen derajat pertama dan kedua masing-masing bernilai  $-4,75$  dan  $-2,04$ , yang mengindikasikan adanya penurunan suhu yang semakin tajam pada nilai tekanan tertentu. Sementara itu, pada variabel kelembapan udara, koefisien berubah menjadi positif, yaitu  $5,19$  (derajat pertama) dan  $13,93$  (derajat kedua), yang menunjukkan bahwa hubungan antara kelembapan dan suhu tidak hanya nonlinier, tetapi juga dapat berbalik arah tergantung pada tingkat kelembapan. Pola serupa juga ditemukan pada variabel kecepatan angin, dengan koefisien positif sebesar  $9,54$  pada derajat pertama dan negatif sebesar  $-0,19$  pada derajat kedua, yang mengindikasikan adanya titik balik dalam pengaruh kecepatan angin terhadap suhu. Gambar 4 menunjukkan dua plot residual terhadap nilai prediksi (*fitted values*) dari model regresi polinomial. Gambar 4 juga mengindikasikan adanya pola yang tidak acak, dengan sebaran residual yang menyebar luas dan asimetris terutama pada *fitted values* yang lebih besar. Ini menandakan kemungkinan *overfitting* atau bahwa model tidak mampu menangkap struktur data secara memadai di rentang nilai prediksi yang lebih tinggi.



**Gambar 4** Plot Residual Polynomial Terhadap Nilai Prediksi pada Model Regresi Polinomial derajat Dua

Pada model spline hasil estimasi koefisien, nilai intersep sebesar 30,6021 merepresentasikan suhu udara rata-rata ketika seluruh fungsi basis dari ketiga variabel prediktor berada pada titik referensi. Untuk variabel tekanan udara, hanya basis pertama yang menunjukkan pengaruh positif dan signifikan terhadap suhu (koefisien = 2,0268), sedangkan tiga basis lainnya memiliki nilai koefisien yang kecil dan tidak signifikan. Hal ini mengindikasikan bahwa pengaruh tekanan udara terhadap suhu relatif lemah dan tidak konsisten. Sebaliknya, variabel kelembapan udara menunjukkan hubungan negatif yang kuat dan konsisten, di mana tiga dari empat basis memiliki koefisien negatif yang cukup besar, khususnya pada basis ke-2 dan ke-3 dengan nilai  $-4,9812$  dan  $-4,6646$ , yang keduanya signifikan secara statistik. Untuk variabel kecepatan angin, pengaruhnya bersifat nonlinier dan bervariasi antar rentang. Basis ke-3 menunjukkan koefisien positif terbesar (10,2513), yang mengindikasikan bahwa pada rentang tertentu peningkatan kecepatan angin berasosiasi dengan kenaikan suhu yang signifikan. Namun, pada rentang lain seperti basis ke-2, pengaruhnya justru negatif ( $-3,5204$ ), menunjukkan kemungkinan adanya titik balik dalam hubungan tersebut. Gambar 5 menunjukkan *plot residual vs fitted values* untuk model spline. Gambar 5 menunjukkan bahwa residual tersebar cukup merata di sekitar garis nol, tanpa pola sistematis yang jelas. Meskipun terdapat kepadatan data di rentang fitted values 26–28, tidak terlihat outlier ekstrim atau pola lengkung, yang menandakan model spline bekerja secara stabil dalam memodelkan hubungan nonlinier.



**Gambar 5** Plot Residual Spline Terhadap Nilai Prediksi pada Model Spline

Hasil evaluasi model linier terhadap data suhu udara menunjukkan bahwa model ini memiliki performa yang cukup baik dalam memprediksi nilai suhu. Nilai *Mean Squared Error* (MSE)



sebesar 0,945 mengindikasikan bahwa rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual cukup kecil. Hal ini juga tercermin pada nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 0,972, yang memberikan gambaran rata-rata besarnya kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan suhu udara. Selain itu, nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 0,715 menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan absolut model juga relatif rendah. Dari segi kemampuan penjelasan variabilitas data, model ini memiliki nilai R-squared sebesar 0,776, yang berarti sekitar 77,6% variasi suhu udara dapat dijelaskan oleh model linier yang dibangun. Secara keseluruhan, model linier ini cukup efektif untuk memodelkan hubungan antara variabel prediktor dengan suhu udara, meskipun masih terdapat sekitar 22% variasi yang belum dijelaskan oleh model. Evaluasi Polinomial

Tabel 3 Evaluasi Model

Model	RMSE	MAE
Linier Berganda	0.972	0.715
Polinomial derajat 2	0.746	0.57
<b>Regresi Spline</b>	<b>0.556</b>	<b>0.427</b>

Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi kinerja tiga model regresi yaitu regresi linier berganda, regresi polinomial derajat dua, dan regresi spline menunjukkan bahwa model regresi spline memberikan performa terbaik dalam memprediksi suhu udara. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*) dan MAE (*Mean Absolute Error*) yang paling rendah, masing-masing sebesar 0,556 dan 0,427. Nilai ini secara signifikan lebih baik dibandingkan model regresi polinomial derajat dua (RMSE = 0,746; MAE = 0,570) maupun regresi linier berganda (RMSE = 0,972; MAE = 0,715). Penurunan nilai RMSE dan MAE dari model linier ke model polinomial, dan selanjutnya ke model spline, menunjukkan bahwa semakin fleksibel model dalam menangkap pola nonlinier dalam data, maka semakin tinggi pula akurasi prediksinya. Model spline secara khusus mampu menyesuaikan bentuk kurva hubungan antara prediktor dan variabel respons tanpa harus menentukan bentuk fungsi polinomial secara eksplisit, sehingga lebih adaptif terhadap variasi lokal dalam data. Dengan demikian, hasil ini menegaskan bahwa pendekatan nonlinier, terutama model spline, lebih tepat digunakan dalam konteks hubungan kompleks antara suhu udara dan variabel-variabel meteorologis seperti tekanan udara, kelembapan, dan kecepatan angin.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi model, dapat disimpulkan bahwa model regresi spline merupakan model yang paling optimal dalam memodelkan hubungan antara suhu udara dengan tekanan udara, kelembapan, dan kecepatan angin. Model ini menghasilkan nilai RMSE dan MAE paling rendah dibandingkan model regresi linier berganda maupun regresi polinomial derajat dua, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang kecil. Penelitian ini mengindikasikan bahwa hubungan antara variabel-variabel tersebut bersifat nonlinier, sehingga pendekatan model nonlinier seperti spline lebih sesuai digunakan dalam masalah ini.

#### REFERENSI

- [1] Rahma, D. E., Rinando, J. P. A., Malik, M. Z., Afifah, N., Aini, Q., Gunawan, S., & Utaya, S. (2023). Pengaruh Kondisi Lingkungan Fisik Terhadap Perubahan Suhu Udara Di Universitas Negeri Malang. *Jurnal MIPA dan Pembelajarannya (JMIPAP)*, 3(4), 151-162.



Seminar Nasional Sains Data 2024 (SENADA 2024)

E-ISSN

2808-5841

UPN “Veteran” Jawa Timur

P-ISSN

2808-7283

- [2] Sulisty, I., Karisma, G., & Wiranata, I. J. (2022). STRATEGI PEMERINTAH KOTA BANDARLAMPUNG-INDONESIA TERKAIT PERUBAHAN IKLIM PADA 2015-2020. *Jurnal Hubungan Internasional Indonesia*, 4(1), 67-90.
- [3] Fiola, E., Yulius, F., Presilia, P., Risani, D. M., Alvionita, M., & Irawati, F. D. (2024, September). Metode Seleksi Variabel dalam Pemodelan Regresi Linear Data Curah Hujan Provinsi Lampung. In *Prosiding Seminar Nasional Sains Data* (Vol. 4, No. 1, pp. 351-366).
- [4] O'Brien, T. E., & Silcox, J. W. (2024). Nonlinear regression modelling: a primer with applications and caveats. *Bulletin of Mathematical Biology*, 86(4), 40.
- [5] M. R. Mattalunru, S. Annas, and M. K. Aidid, “APLIKASI MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES (MARS) UNTUK MENGETAHUI FAKTOR YANG MEMPENGARUHI CURAH HUJAN DI KOTA MAKASSAR,” *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, vol. 4, no. 1, pp. 9–19, 2022, doi: 10.35580/variasiunm2.
- [6] Paranjape, P., & Sadgir, P. (2023). Linear and nonlinear regression methods for isotherm and kinetic modelling of iron ions bioadsorption using *Ocimum sanctum* Linn. leaves from aqueous solution. *Water Practice & Technology*, 18(8), 1807-1827.
- [7] Asyeifa Rochmana Vella, “PEMODELAN STATISTICAL DOWNSCALING DENGAN PROJECTION PURSUIT REGRESSION UNTUK MERAMALKAN CURAH HUJAN BULANAN DI SENTRA PRODUKSI PADI JAWA TIMUR,” pp. 1–83.
- [8] Tranmer, M., & Elliot, M. (2008). Multiple linear regression. *The Cathie Marsh Centre for Census and Survey Research (CCSR)*, 5(5), 1-5.
- [9] Ostertagová, E. (2012). Modelling using polynomial regression. *Procedia engineering*, 48, 500-506.
- [10] James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning* (Vol. 112, No. 1). New York: springer.
- [11] Hodson, T. O. (2022). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not. *Geoscientific Model Development Discussions*, 2022, 1-10.
- [12] Kaur, P., Stoltzfus, J., & Yellapu, V. (2018). Descriptive statistics. *International Journal of Academic Medicine*, 4(1), 60-63.