

# Comparison of Nadaraya-Watson Method with Local Polynomial in Modeling Human Development Index and Poverty Relationship in Java

Yoli Marda Novi, Fadhilah Fitri\*, Zamahsary Martha

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Kota Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id](mailto:fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id)

Submitted : 07 Juni 2025

Revised : 20 Juni 2025

Accepted : 25 Juli 2025

## ABSTRACT

Poverty remains a critical issue in Indonesia, with the number of poor people reaching 24.06 million in September 2024. The Human Development Index (HDI), which indicates the level of human resource quality, is one of the factors influence poverty. This analysis focuses on the correlation involving HDI also this number of poor people in districts/cities in Java Island by comparing two kernel regresokesion methods, namely Nadaraya-Watson Estimator and Local Polynomial Estimator. Nonparametric regression was chosen thus it does not necessitate this presumption of a certain form of connection among variables, so it is more flexible in capturing complex relationship patterns. Secondary data from Statistics Indonesia (BPS) in 2024 was used in this study. Initial exploration shows, the data distribution does not have a clear pattern, so nonparametric methods are more suitable for use. Modeling is done using the optimal bandwidth obtained through the *dpill* function in R software. The analysis results show that the local polynomial estimator produces smoother regression curves and lower MSE values. In addition, comparison of different polynomial degrees shows that higher polynomial degrees tended to improve model performance. Among the tested polynomial degrees, the local polynomial with degree five ( $p=5$ ) produced the lowest MSE value and the highest coefficient of determination. Therefore, the local polynomial estimator with degree 5 is the best method for modeling the relationship between the HDI and poverty levels in Java in 2024.

**Keywords:** HDI, Kernel Regression, Local Polynomial Estimator, Nadaraya-Watson Estimator, Poverty.



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Kemiskinan masih menjadi tantangan utama dalam pembangunan sosial dan ekonomi, terutama di negara-negara berkembang seperti Indonesia. Kemiskinan adalah ketidakmampuan untuk hidup dengan layak dan kekurangan dana atau sumber daya untuk memenuhi kebutuhan pokok seperti kesehatan, makanan, dan pendidikan (Manihuruk & Suharianto, 2024). Menurut BPS (2025), jumlah penduduk miskin di Indonesia pada September tahun 2024 masih cukup tinggi yaitu mencapai 24.06 juta orang dengan persentase kemiskinannya yaitu sebesar 8.57 persen.

Kualitas sumber daya manusia merupakan salah satu faktor utama yang mempengaruhi tingkat kemiskinan. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) menjadi indikator yang digunakan untuk menilai kesejahteraan dan kualitas hidup masyarakat, serta kualitas sumber daya manusia (Huda, 2020). Indeks Pembangunan Manusia mencakup dimensi standar hidup layak, pendidikan dan kesehatan. Secara teoritis, peningkatan IPM diharapkan dapat menurunkan tingkat kemiskinan karena masyarakat memiliki akses yang lebih baik terhadap pendidikan, layanan kesehatan, dan peluang ekonomi (Todaro and Smith, 2017).

Pulau Jawa merupakan pusat pemerintahan dan ekonomi nasional, sekaligus pulau dengan populasi terbesar di Indonesia. Meskipun sebagian besar provinsi di Pulau Jawa memiliki IPM yang relatif tinggi, Pulau Jawa juga menjadi wilayah dengan jumlah penduduk miskin terbesar di Indonesia. Berdasarkan data BPS tahun 2024, sekitar 12.62 juta penduduk miskin atau 52.45 persen dari total nasional berada di Pulau Jawa. Kondisi ini mengindikasikan bahwa peningkatan IPM tidak selalu diikuti dengan penurunan kemiskinan secara langsung, sehingga diperlukan analisis lebih lanjut mengenai hubungan keduanya menggunakan pendekatan yang lebih fleksibel dan tidak bergantung pada asumsi bentuk hubungan tertentu.

Pendekatan yang sesuai untuk menggambarkan hubungan antara IPM dan kemiskinan adalah regresi nonparametrik. Menurut Dani (2021) pendekatan regresi nonparametrik memberikan fleksibilitas yang tinggi karena tidak bergantung pada asumsi mengenai bentuk kurva regresi tertentu. Regresi nonparametrik dapat diestimasi menggunakan berbagai pendekatan, seperti kernel, deret fourier, wavelets, dan spline. Karena fleksibilitasnya yang tinggi dan kemudahan perhitungan matematis, maka pendekatan kernel sering digunakan (Yuliati & Sihombing, 2020).

Penelitian sebelumnya telah menerapkan pendekatan regresi nonparametrik untuk menganalisis hubungan antar IPM dan kemiskinan. Zebua (2021) yang membandingkan regresi kernel dan spline dalam memodelkan hubungan IPM dan kemiskinan. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *smoothing spline* adalah metode terbaik dalam memodelkan kemiskinan di Sumatera Utara. Sementara itu, penelitian Fitri et al., (2017), yang membandingkan regresi kernel *nadaraya-watson estimator* dan *local polynomial estimator* dalam pemodelan hasil tangkap ikan di Jawa Barat, menunjukkan bahwa regresi kernel *local polynomial estimator* menghasilkan kurva yang lebih halus, sehingga dianggap lebih baik dalam memodelkan data.

Penelitian ini dilakukan bertujuan untuk membandingkan metode regresi kernel *nadaraya-watson estimator* dan *local polynomial estimator* dalam memodelkan hubungan antara IPM dan jumlah penduduk miskin di Pulau Jawa berdasarkan data BPS tahun 2024, guna memperoleh metode yang paling optimal. Dengan demikian, diharapkan penelitian ini dapat memberikan gambaran empiris terkait hubungan pembangunan manusia dan kemiskinan serta menjadi dasar dalam perumusan kebijakan yang tepat sasaran dalam pengentasan kemiskinan.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Data Penelitian

Data penelitian yang dianalisis merupakan data sekunder yang diperoleh dari web BPS. Data ini terdiri dari 119 kabupaten dan kota di pulau Jawa tahun 2024. Variabel yang dianalisis dalam penelitian ini yaitu :

**Tabel 1.** Variabel Penelitian

Variabel	Skala	Keterangan
Y	Numerik	Jumlah Penduduk Miskin (Ribuan Jiwa)
X	Numerik	Indeks Pembangunan Manusia

### B. Teknik Analisis Data

Teknik analisis yang digunakan yaitu analisis regresi nonparametrik dengan membandingkan dua estimasi kernel yaitu metode *nadaraya-watson estimator* dan *local polynomial estimator*. Analisis data dilakukan dengan bantuan *Software R*. Adapun tahapan analisisnya yaitu sebagai berikut :

#### 1) Analisis Statistik Deskriptif terhadap Variabel Penelitian

Tahapan awal dalam penelitian ini dimulai dengan melakukan analisis statistik deskriptif terhadap variabel penelitian. Statistika deskriptif digunakan untuk mengatur, meringkas, dan menyederhanakan data. Statistika deskriptif terdiri dari ukuran pemusatan (median, mean dan modus), ukuran penyebaran (varians, standar deviasi, kuartil, rentang antar kuartil, persentil, rentang, dan koefisien variasi) dan ukuran frekuensi (frekuensi dan persentase) (Mishra et al., 2019).

#### 2) Identifikasi Hubungan Antar Variabel

Identifikasi hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat dapat dianalisis dengan membuat visualisasi data yaitu *scatter plot*. Analisis regresi nonparametrik digunakan ketika hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat tidak diketahui polanya (Dani & Adrianingsih, 2021).

#### 3) Melakukan Pemodelan Regresi Kernel Menggunakan *Nadaraya-Watson Estimator* dan *Local Polynomial Estimator*

##### Regresi Kernel

Metode statistik nonparametrik untuk memperkirakan nilai ekspektasi bersyarat dari variabel acak adalah regresi kernel. Tujuan regresi kernel adalah untuk menemukan hubungan nonlinier antara X dengan Y, serta memperoleh estimator dengan bobot yang tepat. Model regresi nonparametrik secara umum yaitu :

$$Y_i = m(X_i) + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Dimana  $Y_i$  adalah variabel respon yang diamati,  $X_i$  adalah variabel prediktor dan  $m(X_i)$  merupakan fungsi regresi yang belum diketahui dan ingin diduga, serta  $\varepsilon_i$  adalah error.

Beberapa contoh fungsi kernel, yaitu :

1. Kernel Uniform :  $K(x) = \frac{1}{2}I(|x| \leq 1)$
2. Kernel Triangle :  $K(x) = (1 - |x|)I(|x| \leq 1)$
3. Kernel Epanechnikov :  $K(x) = \frac{3}{4}(1 - x^2)I(|x| \leq 1)$
4. Kernel Kuartik :  $K(x) = \frac{15}{16}(1 - x^2)^2I(|x| \leq 1)$
5. Kernel Triweight :  $K(x) = \frac{35}{32}(1 - x^2)^3I(|x| \leq 1)$
6. Kernel Cosinus :  $K(x) = \frac{\pi}{4} \cos\left(\frac{\pi}{2}x\right)I(|x| \leq 1)$
7. Kernel Gaussian :  $K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\left(\frac{1}{2}(-x^2)\right); -\infty < x < \infty$

Dimana,  $x$  adalah derajat kehalusan fungsi kernel,  $k = 0, \dots, x - 1$  adalah order fungsi kernel

### Estimator Nadaraya-Watson (NWE)

Estimator Nadaraya-Watson adalah estimator yang sering digunakan dalam regresi kernel untuk mengestimasi fungsi regresi. Menurut Hardle (1994) metode penaksir  $m(\cdot)$  atau disebut metode Estimator Nadaraya-Watson (NWE), pertama kali dipublikasikan oleh Nadaraya dan Watson pada tahun 1964. Estimator ini memiliki rumus sebagai berikut:

$$\hat{m}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n K_h(X_i - x)Y_i}{\sum_{i=1}^n K_h(X_i - x)} \quad (2)$$

Estimator  $\hat{\theta}$  yang meminimumkan, untuk  $X$  tetap :

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \theta)^2 K_h(X_i - x) \quad (3)$$

Memiliki bentuk  $\sum_{i=1}^n \alpha_i Y_i$ , NWE adalah minimizer persamaan diatas, dimana :

$$\alpha_i = \frac{K_h(X_i - x)}{\sum_{i=1}^n K_h(X_i - x)} \quad (4)$$

### Estimator Polinomial Lokal

Menurut Fitri (2017), fungsi regresi  $m(x)$  ditaksir menggunakan bentuk polinomial yang mana regresi dengan penaksir tersebut dapat menentukan suatu metode regresi nonparametrik. Persamaan regresi polinomial lokal di-fit hanya dalam lingkungan nilai tetap yang telah ditentukan. Estimasi  $m(x)$  menggunakan estimator polinomial lokal dengan fungsi kernel  $K_h(X_i - x)$ . Pada estimator polinomial lokal, fungsi kernel  $K(\cdot)$  menentukan bentuk bobot, sementara parameter  $h$  yang disebut sebagai *bandwidth* menentukan ukuran bobot polinomial lokal.

Model regresi polinomial lokal dapat ditulis sebagai berikut :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1(X_i - x) + \beta_2(X_i - x)^2 + \dots + \beta_p(X_i - x)^p + \varepsilon_i \quad (5)$$

Estimator kuadrat terkecil dengan bentuk polinomial diperoleh sebagai berikut :

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \sum_{k=0}^p \beta_k (X_i - x)^k)^2 K_h(X_i - x) = \min_{\beta_0, \dots, \beta_p} \quad (6)$$

Maka estimator koefisien regresi polinomial lokal yaitu:

$$\hat{\beta} = (X^T W X)^{-1} X^T W Y \quad (7)$$

dimana  $W = \text{diag}(W_{ii})$  dengan  $W_{ii} = K_h(X_i - x)$ ,  $Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T$ , dan

$$X = \begin{pmatrix} 1 & (X_1 - x) & (X_1 - x)^2 & \dots & (X_1 - x)^p \\ 1 & (X_2 - x) & (X_2 - x)^2 & \dots & (X_2 - x)^p \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & (X_n - x) & (X_n - x)^2 & \dots & (X_n - x)^p \end{pmatrix} \quad (8)$$

dengan catatan bahwa  $X^T W X$  invertible.

Oleh karena itu, taksiran dari  $Y$  pada titik  $x$  adalah  $\beta_0$  dan dapat diperoleh dari persamaan berikut :

$$\hat{Y}(x) = \hat{\mu}(x; p, h) = \beta_0 = e_1^T (X^T W X)^{-1} X^T W Y \quad (9)$$

dimana  $e_1^T = (1, 0, 0, \dots, 0)$  dengan elemen  $p + 1$  elemen.

### Pemilihan Bandwidth Optimal

Pada regresi nonparametrik, pemilihan *bandwidth* yang tepat adalah bagian yang penting. Keseimbangan antara varians dan bias diperlukan untuk memperoleh *bandwidth* yang sesuai. Menurut Hardle (1994), kemulusan dari kurva yang diestimasi dikontrol oleh *bandwidth*  $h$ . Jika nilai *bandwidth* terlalu kecil, kurva yang terbentuk akan sangat kasar (*under-smoothing*), sedangkan kurva yang terlalu halus (*over-smoothing*) tetapi menyimpang dari pola data yang ada, terbentuk dari nilai *bandwidth* yang terlalu besar.

Dalam penelitian ini akan digunakan plug-in pemilih bandwidth optimal *Direct Plug-in* (DPI) yang diusulkan oleh Ruppert et al. (1995). Fungsi yang digunakan dalam perangkat lunak R adalah *dpill()* dari library "*KernSmooth*", yang menerapkan pendekatan *Direct Plug-in* dengan tujuan meminimalkan *Asymptotic Mean Squared Error* (AMSE). Secara teoritis, bandwidth optimal yang digunakan pada metode ini dapat dinyatakan pada rumus berikut :

$$(\hat{h}_{DPI}) = C_1(K) \left[ \frac{\hat{\sigma}_1^2(\hat{\lambda}_{AMSE})(b - \alpha)}{\hat{\theta}_{22}^{0.05}(\hat{g}_{AMSE})n} \right]^{1/5} \quad (10)$$

dimana

$$\hat{g}_{AMSE} = C_2(K) \left[ \frac{\hat{\sigma}_Q^2(\hat{N})(b - \alpha)}{\hat{\theta}_{24}^Q(\hat{N})n} \right]^{1/7} \quad (11)$$

dan

$$\hat{\lambda}_{AMSE} = C_3(K) \left[ \frac{\hat{\sigma}_1^4(\hat{N})(b - \alpha)}{\hat{\theta}_{22}^{0.05}(\hat{g}_{AMSE})^2 n^2} \right]^{1/9} \quad (12)$$

### 4) Pemilihan Metode Terbaik

MSE (*Mean Square Error*) adalah salah satu metode untuk mengetahui tingkat kesalahan suatu estimator. Semakin rendah tingkat kesalahannya semakin baik perkiraan yang dihasilkan (Sukarsa & Srinadi, 2012). *Mean Squared Error* (MSE) adalah evaluasi kinerja model regresi yang digunakan untuk menghitung rata-rata dari kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi model dan nilai aktual. Rumus untuk menghitung MSE dapat ditulis sebagai berikut :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (13)$$

Metode terbaik juga dapat dipilih dengan menggunakan koefisien determinasi, yang menunjukkan persentase ketepatan model yang diperoleh, sehingga dapat diketahui seberapa besar variabel independen dapat menjelaskan variabel dependen. Berikut ini adalah rumus menghitung koefisien determinasi:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (14)$$

Nilai koefisien determinasi yang baik adalah nilai koefisien determinasi yang mendekati 1. Kriteria nilai  $R^2$  dapat dibagi menjadi tiga tingkatan, yaitu kuat ( $>0,75$ ), sedang (sekitar 0,50) dan lemah (sekitar 0,25) (Hair et al., 2017).

### 5) Pemilihan Derajat pada Estimator Polinomial Lokal

Derajat polinomial adalah salah satu elemen yang dibutuhkan untuk membuat regresi polinomial lokal. Derajat polinomial yang tinggi akan menghasilkan keragaman yang cenderung besar, hal itu juga akan mengurangi bias pemodelan. Pemilihan derajat polinomial dan *bandwidth* yang optimal sangat diperlukan untuk mencapai keseimbangan keragaman dan bias serta menghasilkan estimasi yang cukup baik (Suparti & Prahutama, 2016).

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Statistika Deskriptif Variabel Penelitian

1) Jumlah Penduduk Miskin di Pulau Jawa

Jumlah penduduk miskin di pulau Jawa pada tahun 2024 cukup bervariasi antar daerah. Rata-rata jumlah penduduk miskin di seluruh kabupaten/kota sebesar 111.240 jiwa. Wilayah dengan jumlah miskin tertinggi memiliki 446.790 jiwa, sedangkan yang paling rendah sebesar 3.490 jiwa. Data tersebut ditampilkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Statistika Deskriptif Jumlah Penduduk Miskin di Pulau Jawa

	Min	Maks	Mean	Standar deviasi
Nilai (dalam ribu jiwa)	3.49	446.79	111.24	72.697

2) Indeks Pembangunan Manusia di Pulau Jawa

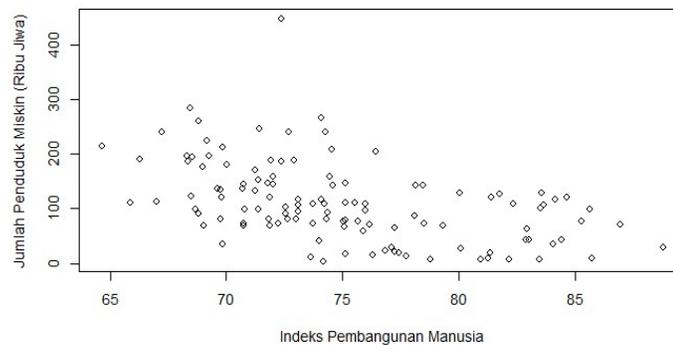
IPM di pulau Jawa pada tahun 2024 memiliki variasi antar daerah yang relatif sedang. Rata-rata IPM di seluruh kabupaten/kota yaitu sebesar 74.95. Kabupaten/kota dengan IPM tertinggi memiliki nilai 88.77, sedangkan terendah bernilai 64.65. Informasi tersebut ditampilkan Tabel 3.

**Tabel 3.** Statistika Indeks Pembangunan Manusia di Pulau Jawa

	Min	Maks	Mean	Standar deviasi
Nilai IPM	64.65	88.77	74.95	5.31

**B. Hubungan antara IPM terhadap Jumlah Penduduk Miskin**

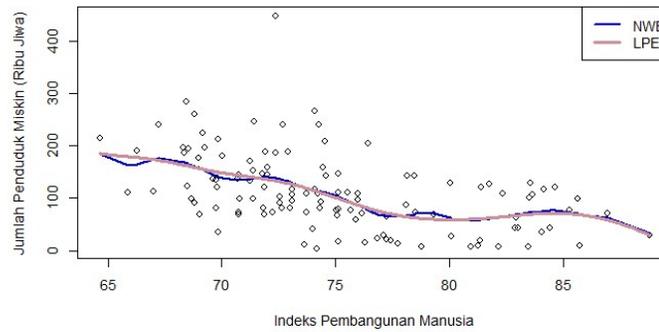
Pada Gambar 1 menunjukkan bahwa sebaran dari data IPM terhadap jumlah penduduk miskin di pulau Jawa tahun 2024 tidak membentuk suatu pola tertentu sehingga sulit untuk mengidentifikasi pola hubungan antara dua variabel tersebut. Oleh karena itu, pola hubungan antara jumlah penduduk miskin dan IPM lebih tepat dilakukan analisis dengan analisis regresi nonparametrik.



**Gambar 1.** Plot Hubungan antara IPM terhadap Jumlah Penduduk Miskin di Pulau Jawa

**C. Pemodelan Regresi Kernel Menggunakan Nadaraya-Watson Estimator dan Local Polynomial Estimator**

Pemodelan regresi antara IPM terhadap jumlah penduduk miskin di pulau Jawa tahun 2024 dilakukan dengan pendekatan kernel. Estimasi kernel yaitu regresi kernel dengan *nadaraya-watson estimator* dan *local polynomial estimator*. Perbandingan grafik antara metode *nadaraya-watson estimator* dan *local polynomial estimator* dilakukan untuk melihat perbedaan hasil *fitting curve* regresi nonparametrik antara kedua metode tersebut. Dengan menggunakan fungsi "*dpill()*" dari library "*KernSmooth*" diperoleh *bandwidth* optimal sebesar 2.488359, sehingga kurva regresinya adalah sebagai berikut :



**Gambar 2.** Fitting Curve Nadaraya-Watson Estimator dan Local Polynomial Estimator

Gambar 2 menunjukkan bahwa terdapat perbedaan *fitting curve* antara metode *nadaraya-watson estimator* dan *local polynomial estimator*. Metode *Local Polynomial Estimator* memiliki kurva yang lebih halus dibandingkan dengan *nadaraya-watson estimator* sehingga *local polynomial estimator* terlihat lebih baik dalam memodelkan data.

#### D. Pemilihan Metode Terbaik

Pemilihan metode dilakukan untuk mengetahui metode estimasi yang paling akurat dalam memodelkan hubungan antara IPM terhadap jumlah penduduk miskin di pulau Jawa. Salah satu ukuran evaluasi yang digunakan adalah *Mean Squared Error*. Berikut nilai MSE untuk kedua metode :

**Tabel 4.** Nilai MSE

Metode Estimasi Regresi Kernel	MSE
<i>Nadaraya-Watson Estimator</i>	5591.319
<i>Local Polynomial Estimator</i>	3820.51

Berdasarkan nilai MSE diatas, diperoleh nilai MSE untuk *local polynomial estimator* sebesar 3820.51 lebih rendah dibandingkan metode *nadaraya-watson estimator* yang memiliki MSE sebesar 5591.319. Oleh karena itu, metode *local polynomial estimator* lebih baik dalam memodelkan hubungan antara IPM terhadap jumlah kemiskinan di pulau Jawa tahun 2024.

#### E. Perbandingan Derajat pada Estimator Polinomial Lokal

Derajat polinomial yang digunakan yaitu derajat 1, 2, 3, 4, dan 5. Evaluasi model dilakukan menggunakan nilai MSE dan koefisien determinasi. Berikut nilai MSE dan koefisien determinasi

**Tabel 5.** Perbandingan Derajat Polinomial Lokal

	Derajat Polinomial Lokal					
	$p = 0$	$p = 1$	$p = 2$	$p = 3$	$p = 4$	$p = 5$
MSE	3939.843	3851.399	3820.510	3803.222	3767.209	3732.435
$R^2$	0.2481	0.2650	0.2709	0.2742	0.2811	0.2877

Berdasarkan nilai dari perbandingan derajat polinomial lokal dapat diketahui bahwa semakin tinggi derajat polinomial lokal, maka mampu memberikan hasil prediksi yang lebih baik, yaitu kesalahan prediksi yang lebih kecil ataupun nilai koefisien determinasi yang meningkat. Dengan demikian, derajat  $p = 5$  merupakan yang terbaik dibandingkan derajat lainnya. Derajat ini menunjukkan bahwa model menggunakan fungsi polinomial hingga orde lima untuk membentuk estimasi lokal yang mampu menangkap pola hubungan antara IPM dan kemiskinan yang kompleks dan tidak linear. Oleh karena itu, model polinomial lokal derajat lima memberikan hasil terbaik dalam memodelkan hubungan antara IPM terhadap jumlah kemiskinan di pulau Jawa tahun 2024.

## IV. KESIMPULAN

Perbandingan dua metode estimasi regresi kernel yaitu *nadaraya-watson estimator* dan *local polynomial estimator* menunjukkan bahwa metode *local polynomial estimator* menghasilkan kurva yang lebih halus dan nilai MSE yang lebih

rendah dibandingkan *nadaraya-watson estimator*. Dengan demikian, *local polynomial estimator* lebih akurat dan lebih baik dalam memodelkan hubungan antara IPM terhadap jumlah penduduk miskin di pulau Jawa tahun 2024.

Selain itu, pada perbandingan beberapa derajat polinomial lokal dapat diketahui bahwa semakin tinggi derajat polinomial lokal yang digunakan, semakin baik kinerja model. Pada penelitian didapatkan bahwa derajat  $p = 5$  memberikan hasil yang terbaik dengan MSE terendah dan koefisien determinasi tertinggi. Dengan demikian, derajat  $p = 5$  memberikan hasil terbaik dalam memodelkan hubungan antara IPM terhadap jumlah kemiskinan di pulau Jawa tahun 2024.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan variabel lain yang relevan, seperti tingkat pengangguran, tingkat pendidikan, akses kesehatan, dan lainnya guna meningkatkan kualitas dan ketepatan model. Pemilihan bandwidth juga dapat dikembangkan dengan membandingkan metode lain seperti *cross validation* untuk memperoleh hasil yang lebih optimal. Selain itu, dapat menerapkan penggunaan metode regresi nonparametrik lainnya, seperti *spline regression* atau *Gaussian kernel* sebagai pembanding untuk mendapatkan hasil yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- BPS. (2025). *Profil Kemiskinan di Indonesia September 2024*.
- Dani, A. T. R., & Adrianingsih, N. Y. (2021). Pemodelan Regresi Nonparametrik dengan Estimator Spline Truncated vs Deret Fourier. *Jambura Journal of Mathematics*, 3(1), 26–36. <https://doi.org/10.34312/jjom.v3i1.7713>
- Dani, A. T. R., Adrianingsih, N. Y., Ainurrochmah, A., & Sriningsih, R. (2021). Flexibility of Nonparametric Regression Spline Truncated on Data without a Specific Pattern. *Jurnal Litbang Edusaintech*, 2(1), 37–43.
- Fitri, F., Pratama, J. A., Gamayanti, N. F., Andriyana, Y., Program, M., Statistika, M., & Padjadjaran, U. (2017). Penerapan Regresi Kernel untuk Pemodelan Hasil Tangkap Ikan di Provinsi Jawa Barat. *Seminar Nasional Statistika FMIPA UNPAD*.
- Hair, J. F., Hult, G., Ringle, C. M., & Sartetd, M. (2017). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Model (PLS-SEM) 2nd ed.*. USA: SAGE Publications, Inc.
- Hardle, W. (1994). *Applied Nonparametric Regression*. New York: Cambridge University Press.
- Huda, D. A. N. (2020). Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia terhadap Kemiskinan Multidimensional di Negara Berkembang dengan Pendekatan Regresi Nonparametrik. *Statistika*, 20(2), 75–82.
- Manihuruk, F. E., & Suharianto, J. (2024). Analisis Pengaruh IPM, TPT, dan UMR terhadap Jumlah Penduduk Miskin di Indonesia dengan Menggunakan Regresi Data Panel. *Jurnal Pendidikan Ekonomi*, 18 (2).
- Mishra, P., Pandey, C. M., Singh, U., Gupta, A., Sahu, C., & Keshri, A. (2019). Descriptive statistics and normality tests for statistical data. *Annals of Cardiac Anaesthesia*, 22(1), 67–72.
- Ruppert, D., Sheather, S. J. and Wand, M. P. (1995). An Effective Bandwidth Selector for Local Least Squares Regression. *Journal of the American Statistical Association*, 90, 1257-1270
- Sukarsa, I. K. G., & Srinadi, I. G. A. M. (2012). Estimator Kernel Dalam Model Regresi Nonparametrik. *Jurnal Matematika*, 2(1), 19–30.
- Suparti, S., & Prahutama, A. (2016). Pemodelan Regresi Nonparametrik Menggunakan Pendekatan Polinomial Lokal Pada Beban Listrik Di Kota Semarang. *Media Statistika*, 9(2), 85–93.
- Yuliati, I. F., & Sihombing, P. R. (2020). Pemodelan Fertilitas Di Indonesia Tahun 2017 Menggunakan Pendekatan Regresi Nonparametrik Kernel dan Spline. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 4(1), 48–60.
- Zebua, H. I. (2021). Pemodelan Kemiskinan di Sumatera Utara Menggunakan Regresi Nonparametrik Kernel dan Splines. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2021(1), 899–907.