

# Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia terhadap Kemiskinan Multidimensional di Negara Berkembang dengan Pendekatan Regresi Nonparametrik

DEVA APRIANI NURUL HUDA

Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara, Medan, Indonesia  
email: deva@bps.go.id

## ABSTRAK

Kemiskinan menjadi salah satu permasalahan besar bagi negara-negara berkembang. Beberapa teori menyebutkan bahwa kualitas sumber daya manusia dapat menjadi faktor penyebab utama terjadinya kemiskinan. Kualitas sumber daya manusia dapat dilihat dari Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Dalam penelitian ini ingin diketahui pengaruh IPM terhadap Indeks Kemiskinan Multidimensional di negara-negara berkembang dengan pendekatan regresi nonparametrik, yaitu regresi kernel dan regresi B-Spline. Hasil penelitian menunjukkan bahwa regresi B-Spline dengan degree 2 dan knot 1 secara baik memodelkan pengaruh Indeks Pembangunan Manusia terhadap Kemiskinan Multidimensional di negara-negara berkembang pada tahun 2017.

Kata Kunci: IPM, Kemiskinan Multidimensional, Regresi Nonparametrik, Kernel, B-Spline

## ABSTRACT

Poverty has become one of the biggest problems for developing countries. Theories state that the quality of human resources can be the main factor causing poverty. The quality of human resources can be deduced from the Human Development Index (HDI). This research aims to see the effect of HDI on Multidimensional Poverty Index in developing countries with an approach of nonparametric regressions, specifically kernel regression and B-Spline regression. The result shows that B-Spline regression with 2 degrees and 1 knot can properly model the effect of Human Development Index on Multidimensional Poverty Index in developing countries in 2017.

Keywords: HDI, Multidimensional Poverty, Nonparametric Regression, Kernel, B-Spline

## 1. PENDAHULUAN

Kemiskinan menjadi salah satu permasalahan besar bagi negara-negara berkembang. Indeks Kemiskinan Multidimensional (Multidimensional Poverty Index) diperkenalkan pada tahun 2010 sebagai pengganti Indeks Kemiskinan Manusia (Human Poverty Index) dan menjadi ukuran internasional bagi kemiskinan akut di negara-negara berkembang (UNDP).

Kualitas sumber daya manusia dapat menjadi faktor penyebab utama terjadinya kemiskinan. Kualitas sumber daya manusia dapat dilihat dari Indeks Pembangunan Manusia (IPM). IPM menjelaskan bagaimana penduduk suatu wilayah mempunyai kesempatan untuk mengakses hasil pembangunan sebagai bagian dari haknya dalam memperoleh pendapatan, kesehatan dan pendidikan. Dengan masyarakat yang sehat dan berpendidikan yang baik, peningkatan produktivitas masyarakat akan meningkatkan pula pengeluaran untuk konsumsinya, ketika pengeluaran untuk konsumsi meningkat, maka tingkat kemiskinan akan menurun. Di sisi lain, rendahnya IPM berakibat pada rendahnya produktivitas kerja dari penduduk. Rendahnya produktivitas berakibat pada rendahnya perolehan pendapatan. Sehingga dengan rendahnya pendapatan menyebabkan tingginya jumlah penduduk miskin (Sukmaraga, 2011).

Regresi nonparametrik merupakan suatu metode dalam analisis regresi untuk memodelkan pola data yang tidak mengikuti pola tertentu. Kurva regresi nonparametrik diasumsikan *smooth* (mulus/halus) yang termuat dalam suatu ruang fungsi tertentu misalnya ruang sobolev (Eubank et al, 2004). Pada prosedur regresi nonparametrik, data akan mencari sendiri bentuk kurva regresinya tanpa dipengaruhi oleh subjektivitas peneliti.

Hubungan antara IPM dan kemiskinan seringkali berpola nonlinier. Pada penelitian ini Indeks Kemiskinan Multidimensional (IKM) dan IPM akan dimodelkan dengan regresi nonparametrik, dengan pendekatan Kernel dan B-Spline, sehingga diharapkan akan membangun model hubungan antara IKM dan IPM di negara-negara berkembang periode tahun 2017.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### Regresi Nonparametrik

Analisis regresi merupakan metode analisis data yang menggambarkan hubungan antara variabel respon dengan satu atau beberapa variabel prediktor (Hosmer & Lemeshow, 2000). Misalkan  $X$  adalah variabel prediktor dan  $Y$  adalah variabel respon untuk  $n$  pengamatan berpasangan  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ , maka hubungan linear antara variabel prediktor dan variabel respon tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut:

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

dengan  $\varepsilon_i$  adalah sisaan yang diasumsikan independen dengan mean nol dan variansi  $\sigma^2$ , serta  $m(x_i)$  adalah fungsi regresi atau kurva regresi (Eubank, 1998).

Dalam regresi nonparametrik bentuk kurva regresi tidak diketahui, data diharapkan mencari sendiri bentuk estimasinya sehingga memiliki fleksibilitas yang tinggi. Kurva regresi hanya diasumsikan termuat dalam suatu ruang fungsi yang berdimensi tak hingga dan merupakan fungsi mulus (*smooth*). Estimasi fungsi  $z(x_i)$  dilakukan berdasarkan data pengamatan dengan menggunakan teknik smoothing tertentu. Ada beberapa teknik *smoothing* yang dapat digunakan antara lain estimator histogram, kernel, deret orthogonal, spline, k-NN, deret fourier, dan wavelet (Eubank, 1998).

### Estimator Densitas Kernel

Estimator kernel merupakan pengembangan dari estimator histogram. Estimator kernel diperkenalkan oleh Rosenblatt (1956) dan Parzen (1962) sehingga disebut estimator densitas kernel Rosenblatt-Parzen (Hardle, 1994). Secara umum kernel  $K$  dengan *bandwidth*  $h$  (Wand, 1995) didefinisikan sebagai:

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right), \quad \text{untuk } -\infty < x < \infty, \quad h > 0 \quad (2)$$

serta memenuhi:

- (i)  $K(x) \geq 0$ , untuk semua  $x$
- (ii)  $\int_{-\infty}^{\infty} K(x) dx = 1$
- (iii)  $\int_{-\infty}^{\infty} x^2 K(x) dx = \sigma^2 > 0$
- (iv)  $\int_{-\infty}^{\infty} x K(x) dx = 0$ .

Maka estimator densitas kernel untuk fungsi densitas  $f(x)$  adalah:

$$\hat{f}_h = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (3)$$

Dari persamaan (3) terlihat bahwa  $\hat{f}_h$  tergantung pada fungsi kernel  $K$  dan parameter  $h$ . Bentuk bobot kernel ditentukan oleh fungsi kernel  $K$ , sedangkan ukuran bobotnya ditentukan oleh parameter pemulus  $h$  yang disebut *bandwidth*. Peran *bandwidth* seperti lebar interval pada histogram.

Beberapa jenis fungsi kernel (Hardle, 1994) antara lain:

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 :  $\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\left(\frac{1}{2}(-x^2)\right), -\infty < x < \infty$

dengan  $I$  adalah indikator.

### Regresi Kernel

Regresi kernel adalah teknik statistika nonparametrik untuk mengestimasi fungsi regresi  $f(x)$  pada model regresi nonparametrik  $y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$ . Nadaraya dan Watson pada tahun 1964 mendefinisikan estimator regresi kernel sehingga disebut estimator Nadaraya-Watson (Hardle, 1994).

$$\hat{f}(x) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) y_i}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i)} \tag{4}$$

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^n w_{hi}(x) y_i \tag{5}$$

dengan

$$w_{hi}(x) = \frac{\frac{1}{h} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)}{\frac{1}{h} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)} = \frac{K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)}$$

### Pemilihan *Bandwidth* Optimal

Bandwidth ( $h$ ) adalah parameter pemulus (*smoothing*) yang berfungsi untuk mengontrol kemulusan dari kurva yang diestimasi. Bandwidth yang terlalu kecil akan menghasilkan kurva yang *under-smoothing* yaitu sangat kasar dan sangat fluktuatif, dan sebaliknya *bandwidth* yang terlalu lebar akan menghasilkan kurva yang *over-smoothing* yaitu sangat mulus, tetapi tidak sesuai dengan pola data (Hardle, 1994). Oleh karena itu perlu dipilih *bandwidth* yang optimal. Salah satu metode untuk mendapatkan  $h$  optimal adalah dengan menggunakan kriteria *Generalized Cross Validation* (GCV), yang didefinisikan sebagai berikut:

$$GCV = \frac{MSE}{\left(\frac{1}{n} \text{tr}(I - H(h))\right)^2} \tag{6}$$

dengan  $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - m_h(x_i))^2$ . Kebaikan suatu estimator dapat dilihat dari tingkat kesalahannya. Semakin kecil tingkat kesalahannya semakin baik estimasinya. Kriteria untuk menentukan estimator terbaik dalam model regresi nonparametrik, antara lain (Aydin, 2007):

1. Mean Square Error (MSE)

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

2. Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

## 3. Mean Absolute Deviation (MAD)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\varepsilon_i| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

## Regresi B-Spline

Model regresi  $y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  dengan  $\varepsilon_i$  adalah residual dan  $f(x_i)$  kurva regresi. Jika kurva regresi  $f$  didekati dengan fungsi B-Spline maka dapat ditulis menjadi

$$f(x) = \sum_{j=1}^{m+K} \alpha_j B_{j-m,m}(x) \quad (7)$$

dengan  $B_{j-m,m}$  merupakan basis B-Spline dengan orde ke- $(j - m)$  (Eubank, 1998).

Cara membangun fungsi B-Spline orde  $m$  dengan titik knot  $a < u_1 < \dots < u_K < b$  adalah dengan cara terlebih dahulu mendefinisikan knot tambahan sebanyak  $2m$ , yaitu

$$u_{-(m-1)}, \dots, u_{-1}, u_0, \dots, u_{K+m}$$

dengan

$$u_{-(m-1)} = \dots = u_0 = a \text{ dan } u_{K+1} = \dots = u_{K+m} = b.$$

Fungsi B-Spline didefinisikan secara rekursif sebagai berikut:

$$B_{i,m}(x) = \frac{x - u_i}{u_{i+m-1} - u_i} B_{i,m-1}(x) + \frac{u_{i+m} - x}{u_{i+m} - u_{i+1}} B_{i+1,m-1}(x) \quad (8)$$

dengan

$$B_{j,1} = \begin{cases} 1, & u_j < x < u_{j+1} \\ 0, & x < u_j \text{ atau } x \geq u_{j+1} \end{cases}$$

dan  $m$  adalah derajat B-Spline, untuk  $m = 2$  memberikan fungsi B-Spline linier,  $m = 3$  memberikan fungsi B-Spline kuadratik dan  $m = 4$  memberikan fungsi B-Spline kubik.

Untuk menaksir koefisien  $\alpha$  pada persamaan (7), didefinisikan matriks:

$$B(\lambda) = \left( B_{j,m}(x_i) \right)_{\substack{i=1,\dots,n \\ j=-(m-1),\dots,K}} \quad (9)$$

atau dapat ditulis:

$$B(\lambda) = \begin{bmatrix} B_{-(m-1),m}(x_1) & B_{-(m-2),m}(x_1) & \dots & B_{K,m}(x_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{-(m-1),m}(x_n) & B_{-(m-2),m}(x_n) & \dots & B_{K,m}(x_n) \end{bmatrix}$$

dan  $B(\lambda)$  berukuran  $n \times (m + K)$ .

## Pemilihan Knot Optimal

Agar diperoleh model regresi B-Spline terbaik, yang harus diperhatikan adalah penentuan titik-titik knot  $k_1, k_2, \dots, k_m$  yang optimal. Karena adanya titik-titik knot, kurva yang dibentuk akan tersegmen pada titik-titik knot yang telah ditentukan. Sehingga dalam menentukan titik-titik knot harus melihat bentuk sebaran data.

Titik knot optimal ditunjukkan oleh nilai GCV minimum. Formula perhitungan GCV untuk menentukan knot optimum adalah

$$GCV(k_1, k_2, \dots, k_n) = \frac{MSE(k_1, k_2, \dots, k_n)}{\left( \frac{1}{n} \text{tr}(I - A(k_1, k_2, \dots, k_n)) \right)^2} \quad (10)$$

dengan  $A(k_1, k_2, \dots, k_n) = T(T'T)^{-1}T'$  dan

$$T = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^{m-1} & (x_1 - k_1)^{m-1} & \dots & (x_1 - k_h)^{m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^{m-1} & (x_n - k_1)^{m-1} & \dots & (x_n - k_h)^{m-1} \end{bmatrix}$$

### 3. METODE PENELITIAN

#### Data yang Digunakan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan Indeks Kemiskinan Multidimensional (IKM) tahun 2017 di 104 negara berkembang di seluruh dunia. Data diperoleh dari UNDP, yaitu dari publikasi tahunan, The Human Development Report dan dari situs UNDP.

Indeks Kemiskinan Multidimensional (Multidimensional Poverty Index) adalah ukuran internasional dari kemiskinan akut yang mencakup lebih dari 100 negara berkembang. Indeks ini menilai kemiskinan sampai ke level individu. Dalam penghitungannya indeks ini melibatkan tiga dimensi yang masing-masing memiliki beberapa indikator yaitu sebagai berikut.

**Tabel 1.** Dimensi dan Indikator Indeks Kemiskinan Multidimensional

| <b>Dimensi</b> | <b>Indikator</b>    |
|----------------|---------------------|
| (1)            | (2)                 |
| Kesehatan      | Kematian anak       |
|                | Nutrisi             |
| Pendidikan     | Lama sekolah        |
|                | Partisipasi Sekolah |
| Standar Hidup  | Bahan bakar memasak |
|                | Sanitasi            |
|                | Air minum           |
|                | Listrik             |
|                | Perumahan           |
|                | Aset                |

Indeks Pembangunan Manusia (*Human Development Index*) adalah indeks komposit yang mengukur pencapaian sebuah negara dalam dimensi sosial dan ekonomi. Dalam penghitungannya indeks ini melibatkan tiga dimensi dengan indikator-indikator sebagai berikut.

**Tabel 2.** Dimensi dan Indikator Indeks Pembangunan Manusia

| <b>Dimensi</b> | <b>Indikator</b>                    |
|----------------|-------------------------------------|
| (1)            | (2)                                 |
| Kesehatan      | Angka Harapan Hidup                 |
| Pendidikan     | Harapan Lama sekolah                |
|                | Rata-rata Lama Sekolah              |
| Standar Hidup  | Pendapatan Nasional Bruto Perkapita |

#### Langkah Analisis

Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menentukan respon (variabel dependen) dan prediktor (variabel independen),
2. Membuat scatter plot,
3. Menentukan bandwidth dan knot optimum,
4. Memodelkan data dengan regresi kernel dan regresi B-Spline,
5. Membuat fitting curve,
6. Menentukan model terbaik.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### Statistik Deskriptif

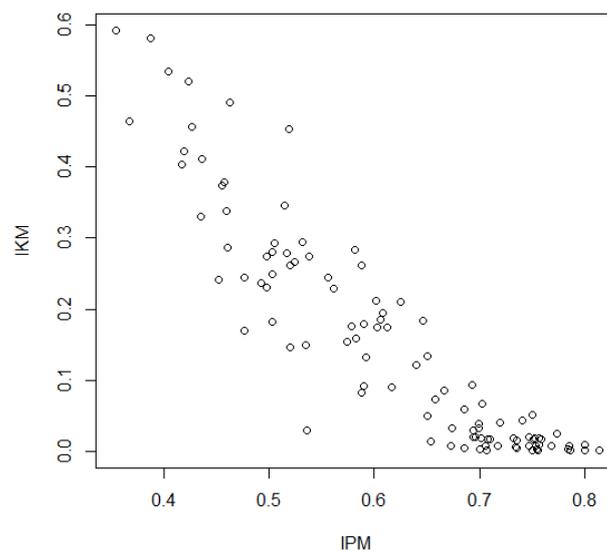
Gambaran umum data yang diolah menggunakan software R secara rinci dapat dilihat pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Statistik Deskriptif Data IPM dan IKM

| Variabel | N   | Min    | Maks   | Mean   | Median | Standar Deviasi |
|----------|-----|--------|--------|--------|--------|-----------------|
| (1)      | (2) | (3)    | (4)    | (5)    | (6)    | (7)             |
| IPM      | 104 | 0.3539 | 0.8137 | 0.6157 | 0.6208 | 0.1208473       |
| IKM      | 104 | 0.0007 | 0.5914 | 0.1558 | 0.1074 | 0.1579496       |

Banyak data pengamatan adalah 104, dengan IPM minimum sebesar 0.3539, IPM maksimum sebesar 0.8137, IKM minimum sebesar 0.0007, IKM maksimum 0.5914. Rata-rata IPM sebesar 0.6157, dan IKM sebesar 0.1558, dengan nilai tengah (median) IPM sebesar 0.6208 dan IKM sebesar 0.1074, serta standar deviasi IPM sebesar 0.1208 dan IKM 0.1579.

Bentuk hubungan antara variabel prediktor (IPM) dengan variabel respon (IKM) dilihat dari plot antara kedua variabel tersebut (Gambar 1).



**Gambar 1.** Diagram Pencar antara IPM dan IKM

Pola data cenderung menyebar dan nonlinier dengan data menumpuk di sebelah kanan bawah yaitu negara-negara dengan IPM tinggi dan IKM rendah. Sementara itu nilai korelasi antara IPM dan IKM adalah sebesar  $-0.9121$ , berarti terdapat korelasi yang tinggi dan bersifat negatif antara IPM dan IKM. Dengan kata lain, semakin tinggi IPM suatu negara maka semakin rendah nilai IKM-nya. Langkah selanjutnya adalah memodelkan data dengan metode regresi nonparametrik.

##### Pemilihan *Bandwidth* dan Knot Optimum

Langkah-langkah yang dilakukan dalam mengestimasi kurva regresi nonparametrik menggunakan estimator kernel adalah menentukan fungsi bobot atau fungsi kernel dan ukuran bobot yaitu nilai bandwidth ( $h$ ) yang optimal. Sebelum menentukan nilai bandwidth ( $A$ ), terlebih dahulu dipilih fungsi kernel yang akan digunakan. Dalam penelitian ini digunakan fungsi kernel Gaussian (kernel Normal).

Nilai *bandwidth* yang terlalu kecil menghasilkan kurva regresi yang sangat kasar. Sebaliknya nilai *bandwidth* yang terlalu besar menghasilkan kurva regresi yang sangat mulus dan tidak

sesuai dengan pola data. Berdasarkan kriteria GCV minimum dengan program R, diperoleh nilai *bandwidth* (*h*) optimum sebesar 0,0289.

Kriteria yang harus diperhatikan dalam membentuk model regresi B-Spline adalah menentukan orde atau *degree* untuk model regresi dan banyaknya knot. Knot merupakan titik perpaduan bersama dimana terdapat perubahan perilaku pola pada interval yang berlainan. Pada penelitian ini orde yang digunakan adalah pada *degree* 2 dan 3. Sedangkan untuk pemilihan banyaknya knot optimum digunakan nilai Adj GCV yang minimum. Jumlah *knot* optimal yang diperoleh dari pengolahan dengan program R dapat dilihat pada Tabel 4.

**Tabel 4.** *Knot* Optimum pada Regresi B-Spline pada *degree* 2 dan 3

| <b>Degree</b> | <b>Jumlah Knot</b> | <b>Knot Optimal</b> | <b>GCV</b>  | <b>RSS</b>  |
|---------------|--------------------|---------------------|-------------|-------------|
| (1)           | (2)                | (3)                 | (4)         | (5)         |
| 2             | 1                  | 0.503910038         | 0.003533364 | 0.339746512 |
| 3             | 1                  | 0.610447151         | 0.003503014 | 0.330125419 |

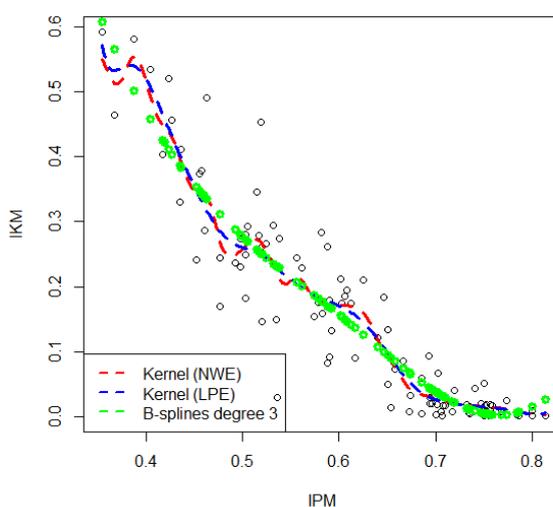
Pada kedua *degree*, jumlah *knot* optimal yang dihasilkan adalah satu. GCV terndah dicapai pada *degree* 3. Dengan demikian, regresi B-Spline yang terpilih dalam kasus ini adalah dengan *degree* 3 dan *knot* 1. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter untuk model tersebut. Hasilnya disajikan dalam Tabel 5.

**Tabel 5.** Hasil Regresi B-Spline

| <b>Koefisien</b>                 | <b>Estimate</b> | <b>Std. Error</b> | <b>t value</b> | <b>Pr(&gt;  t )</b> |
|----------------------------------|-----------------|-------------------|----------------|---------------------|
| (1)                              | (2)             | (3)               | (4)            | (5)                 |
| (Intercept)                      | 0.60835         | 0.03859           | 15.766         | < 2e-16             |
| bs(x, knots = c(K), degree = 3)1 | -0.29988        | 0.06924           | -4.331         | 3.56e-05            |
| bs(x, knots = c(K), degree = 3)2 | -0.40942        | 0.04776           | -8.573         | 1.40e-13            |
| bs(x, knots = c(K), degree = 3)3 | -0.65474        | 0.05474           | -11.960        | < 2e-16             |
| bs(x, knots = c(K), degree = 3)4 | -0.58144        | 0.04706           | -12.355        | < 2e-16             |
| Multiple R-squared: 0.8715       |                 |                   |                |                     |
| Adjusted R-squared: 0.8663       |                 |                   |                |                     |
| F-statistic: 167.9               |                 |                   |                |                     |
| p-value: < 2.2e-16               |                 |                   |                |                     |

**Plot Model**

Selanjutnya akan dilihat bentuk plot yang dihasilkan oleh model regresi kernel (dengan penaksir NWE dan LPE) sdan model regresi B-Spline. Plot yang terbentuk disajikan pada Gambar 2.



**Gambar 2.** Perbandingan Kurva Regresi Kernel dan B-Spline

Dilihat dari Gambar 2, dapat disimpulkan bahwa kurva yang dihasilkan oleh Regresi B-Spline cenderung lebih halus dibandingkan kurva yang dihasilkan Regresi Kernel.

### Pemilihan Model Terbaik

Selanjutnya akan dilakukan pemilihan model terbaik. Caranya adalah dengan membandingkan nilai RMSE pada kedua model. *RMSE* adalah metode alternatif untuk mengevaluasi teknik peramalan yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil prakiraan suatu model. *RMSE* merupakan nilai rata-rata dari jumlah kuadrat kesalahan, juga dapat menyatakan ukuran besarnya kesalahan yang dihasilkan oleh suatu model prakiraan. Nilai *RMSE* rendah menunjukkan bahwa variasi nilai yang dihasilkan oleh suatu model prakiraan mendekati variasi nilai obeservasinya.

**Tabel 6.** RMSE Model

| <b>Model</b>     | <b>RMSE</b> |
|------------------|-------------|
| <b>(1)</b>       | <b>(2)</b>  |
| Regresi Kernel   | 0.23351552  |
| Regresi B-Spline | 0.05634077  |

Model regresi B-Spline menghasilkan nilai RMSE yang lebih rendah. Dengan demikian pada penelitian ini, regresi B-Spline dengan *degree* 3 dan *knot* 1 dianggap paling tepat untuk memodelkan pengaruh indeks pembangunan manusia terhadap kemiskinan multidimensional di negara-negara berkembang pada tahun 2017.

## 5. KESIMPULAN

- 1) Terdapat hubungan yang kuat dan bernilai negatif antara IPM dan IKM di negara-negara berkembang pada tahun 2017.
- 2) Metode regresi nonparametrik dengan pendekatan B-Spline dianggap cocok untuk memodelkan hubungan antara IPM dan IKM di negara-negara berkembang pada tahun 2017. Dengan optimasi parameter GCV, regresi B-Spline dengan *degree* 2 dan *knot* optimal 1.

## DAFTAR PUSTAKA

- Hosmer, D.W. and S.Lemeshow. 2000. *Applied Logistic Regression*, 2nd. John Wiley and Sons, Inc. New York.
- Eubank, R. 1998. *Spline Smoothing and Nonparametric Regression*. Marcel Dekker. New York.
- Hardle, W. 1994. *Applied Nonparametric Regression*. Cambridge University Press. New York.
- Wand M.P. and M.C.Jones. 1995. *Kernel Smoothing*. Chapman and Hall. New York.
- Aydin, Dursun. 2007. A Comparison of the Nonparametric Regression Models using Smoothing Spline and Kernel Regression. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 36, 253-257, Turkey. <http://www.waset.org/journals/waset/v36/v36-46.pdf>. Diakses tanggal 9 Februari 2010.
- UNDP. 2018. *Human Development Indices and Indicators: 2018 Statistical Update*. New York: The United Nation Development Programme.
- "The Human Development concept". UNDP. 2010.
- "The 2018 Global Multidimensional Poverty Index (MPI)". UNDP. 2019.