

Perbandingan Regresi *B-Splines* dan *P-Splines* pada Hubungan Indeks Pembangunan Manusia dan Persentase Penduduk Miskin Kabupaten/Kota di Indonesia

Comparison of B-Splines and P-Splines Regression on the Relationship between Human Development Index and The Percentage of Poor Districts/Cities in Indonesia

Rina Sri Kalsum Siregar^{a,*}, Yogo Aryo Jatmiko^b

^aBadan Pusat Statistik Kabupaten Sleman, Yogyakarta

^bBadan Pusat Statistik Republik Indonesia, Jakarta

*Pos-el: rina.siregar@bps.go.id

Abstrak. Kemiskinan pada dasarnya merupakan manifestasi dari ketimpangan kesempatan yang dimiliki setiap manusia, yang terjadi akibat ketimpangan kapabilitas yang dimiliki. Pengukuran kemiskinan dengan menggunakan dimensi kapabilitas seperti pendidikan, kesehatan dan standar kualitas hidup, dapat menjadi acuan untuk mengidentifikasi karakteristik kemiskinan yang sebenarnya. Salah satu ukuran yang memperhitungkan dimensi kapabilitas tersebut adalah Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Mengetahui eratnya hubungan IPM dengan persentase penduduk miskin tersebut, pada penelitian ini dilakukan perbandingan metode regresi kuantil nonparametrik *B-Splines* dan *P-Splines* pada pemodelan hubungan IPM dan persentase penduduk miskin analisis menurut kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2017. Hasil analisis menunjukkan bahwa Sebaran data dengan *fitting curve* menggunakan regresi nonparametrik *B-Splines* dan *P-Splines* menghasilkan kurva yang halus menjangkau seluruh sebaran data yang ada. Perbandingan MSE model B-Splines dan P-splines diperoleh hasil bahwa model regresi B-splines untuk variabel IPM dan persentase penduduk miskin memberikan nilai MSE paling kecil sebesar 0.1928378 sehingga merupakan model yang paling baik digunakan untuk menganalisis hubungan data IPM dan persentase penduduk miskin kabupaten/kota di Indonesia Tahun 2017.

Kata-Kata Kunci: IPM, persentase penduduk miskin, B-splines, P-splines

Abstract. Poverty is basically a manifestation of the opportunity imbalance that every human being has, which occurs due to the imbalance of capabilities possessed. Measuring poverty by using dimensions of capability such as education, health and quality of life standards, can be a reference for identifying the characteristics of actual poverty. One of the measuring that takes into account the capability dimensions is the Human Development Index (HDI). Knowing the close relationship between HDI and the percentage of poor people, in this study a comparison of B-Splines and P-Splines nonparametric quantile regression methods was used to modeling the relationship between HDI and the percentage of poor population according to districts or city in Indonesia in 2017. The results of the analysis showed that the distribution data with curve fittings using non-parametric regression B-Splines and P-Splines produce smooth curves reaching all existing data distributions. The comparison of MSE B-Splines and P-splines models showed that the B-splines regression model for the HDI variable and the percentage of poor people gave the smallest MSE value of 0.1928378, so that it was the best model to analyze the relationship between HDI data and the percentage of poor people in district or city in Indonesia in 2017.

Key Words: HDI, the percentage of poor people, B-splines, P-splines

PENDAHULUAN

Sebagai salah satu Negara Sedang Berkembang (NSB), Indonesia mempunyai persoalan dalam masalah kemiskinan. Kemiskinan pada dasarnya merupakan manifestasi dari ketimpangan kesempatan yang dimiliki setiap manusia, yang terjadi akibat ketimpangan kapabilitas yang dimiliki. Pengukuran kemiskinan dengan menggunakan dimensi kapabilitas seperti pendidikan, kesehatan dan standar kualitas hidup, dapat menjadi acuan untuk mengidentifikasi karakteristik kemiskinan yang sebenarnya (Harmawati, 2018). Selanjutnya, Sen (2000), peraih Nobel Ekonomi 1998, mengemukakan bahwa ukuran kemiskinan seseorang bukan hanya dinilai dari kekurangan uang, melainkan juga dari ketidakmampuan untuk mewujudkan potensinya sebagai manusia.

Salah satu ukuran yang memperhitungkan dimensi kapabilitas tersebut adalah Indeks Pembangunan Manusia (IPM). IPM merupakan suatu indeks komposit yang digunakan untuk mengukur pembangunan manusia dengan menggunakan 3 (tiga) dimensi, yaitu umur panjang dan sehat, pengetahuan, dan penghidupan yang layak. Sedangkan indikator yang digunakan Indonesia untuk menggambarkan ketiga dimensi tersebut dalam metode IPM terbaru adalah dimensi umur panjang menggunakan Angka Harapan Hidup saat lahir (AHH), dimensi pengetahuan menggunakan Harapan Lama Sekolah (HLS) dan Rata-rata Lama Sekolah (RLS) serta penghidupan yang layak menggunakan pengeluaran per kapita.

Nilai indeks setiap dimensi diperoleh dari perhitungan indikator-indikator penyusunnya, yaitu:

1. Dimensi umur panjang dan sehat diukur menggunakan indikator Angka Harapan Hidup (AHH) saat lahir. Sumber data yang digunakan adalah hasil Sensus Penduduk Tahun 2010 (SP2010).
2. Dimensi pengetahuan diukur menggunakan indikator angka Harapan Lama Sekolah (HLS) dan Rerata Lama Sekolah (RLS). Angka HLS dihitung mencakup penduduk berusia 7 tahun ke atas, sedangkan RLS mencakup usia 25 tahun ke atas dengan sumber data yang digunakan adalah hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS).
3. Dimensi pengeluaran diukur berdasarkan indikator hasil Pendapatan Nasional Bruto (PNB) per kapita. Indikator ini di hitung berdasarkan pengeluaran per-kapita yang disesuaikan menggunakan data SUSENAS.

Ketiga dimensi ini merupakan suatu formula yang kompleks dalam konteks pembangunan manusia yang dapat menggambarkan kapabilitas manusia secara umum dan dapat dibandingkan antar negara.

Salah satu fokus SDGs yang digunakan sebagai panduan pembangunan dan merupakan salah satu agenda prioritas dalam Nawacita adalah pembangunan manusia. Agenda pembangunan manusia ditujukan diantaranya dalam rangka mengatasi masalah kemiskinan (Hoelman, 2015). Penanggulangan kemiskinan merupakan tujuan utama SDGs dapat dikonversikan dengan Nawacita seperti yang dituangkan dalam sasaran Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) tahun 2015-2019 berupa penurunan persentase penduduk miskin pada kisaran 5-6 persen dari jumlah penduduk (Bappenas, 2014).

Beberapa penelitian pernah dilakukan untuk mengetahui hubungan IPM terhadap kemiskinan. Suliswanto (2010) meneliti pengaruh Produk Domestik Bruto (PDB) dan IPM terhadap angka kemiskinan di Indonesia. Penelitian ini menggunakan data panel tahun 2006-2008. Hasil penelitian menemukan bahwa dengan $\alpha = 5\%$, hanya IPM yang mempunyai pengaruh signifikan dalam mengurangi angka kemiskinan di Indonesia. Penelitian senada juga pernah dilakukan Subanidja dan Suharto (2014) tentang penyebab kemiskinan di Indonesia. Penelitian tersebut menggunakan data panel tahun 2009-2012 di 33 propinsi di Indonesia dengan variabel IPM, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), tingkat pendidikan, tingkat pengangguran, Upah Minimum Regional (UMR), Pinjaman Usaha Kecil (PUK) dan variabel dummy. Hasil penelitian menunjukkan bahwa IPM mempunyai pengaruh paling besar dan signifikan serta disarankan menjadi masukan sebagai program yang strategis dalam menurunkan tingkat kemiskinan di Indonesia.

Mengetahui eratnya hubungan pembangunan manusia (IPM) sebagai variabel prediktor terhadap persentase penduduk miskin sebagai variabel respon dapat menggunakan teknik analisis regresi. Berdasarkan data persentase penduduk miskin kabupaten/kota di Indonesia yang bervariasi dan banyak ditemukan data *outlier*, yang mengakibatkan diperlukan garis regresi dari berbagai kuantil agar diperoleh informasi lebih banyak mengenai hubungan kedua variabel. Analisis regresi nonparametrik digunakan agar menghindari kesalahan prespesifikasi model yang dapat mengurangi akurasi dari estimator. Koenker dan Basset (1978)

memperkenalkan regresi kuantil sebagai salah satu teknik yang bersifat robust. Pada pengembangan selanjutnya, Koenker, Ng, dan Portnoy (1994) memperkenalkan regresi kuantil *smoothing splines* yang merupakan pencocokan kurva dengan menggunakan suatu pemulus (*penalty*) untuk suatu set pengamatan dengan menggunakan fungsi *splines*. Selanjutnya, *B-Splines* yang merupakan sebuah metode yang digunakan untuk menyelesaikan kelemahan model *splines* pada saat orde yang tinggi menggunakan titik *knots*; dan *P-Splines* yang merupakan salah satu bentuk regresi *splines* yang memuat fungsi dengan memperhitungkan parameter penghalus yang menggabungkan antara kecocokan terhadap data dan kemulusan kurva.

Dalam penelitian ini diterapkan perbandingan metode regresi kuantil *B-Splines* dan *P-Splines* pada pemodelan hubungan IPM dan persentase penduduk miskin menurut kabupaten/kota di Indonesia. Adapun objek yang diteliti dalam penelitian ini adalah 510 kabupaten/kota dengan data yang digunakan tahun 2017.

METODE PENELITIAN

Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian bersumber dari Badan Pusat Statistik Indonesia (BPS), yang diunduh melalui website BPS (<http://bps.go.id>). Adapun data yang digunakan adalah data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan data persentase penduduk miskin menurut Kabupaten/Kota pada Tahun 2017 dengan pengolahan data menggunakan Package R.

Model Regresi *Splines*

Metode regresi adalah suatu metode statistik untuk menyelidiki dan

memodelkan hubungan antara variabel respon Y dan variabel prediktor X (Mulyani, Andriyana, & Sudartianto, 2017). Secara umum hubungan antara Y dan X dapat ditulis menjadi persamaan (1).

$$Y_i = m(x_i) + \varepsilon_i \quad (1)$$

untuk $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \dots, \varepsilon_n$ dan $E(\varepsilon_i) = 0$, dengan $m(x_i)$ adalah suatu fungsi regresi yang belum diketahui dan ingin ditaksir, dan ε_i adalah suatu variabel acak yang menggambarkan variasi Y di sekitar $m(x_i)$ (Hardle, 1990).

Penaksiran fungsi regresi dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu secara parametrik dan non parametrik. Pada fungsi-fungsi regresi tersebut parameter regresi biasanya ditaksir dengan menggunakan metode *least square* dan *maximum likelihood*.

Smoothing splines merupakan salah satu metode yang digunakan dalam analisis data non parametrik. Tujuannya adalah mendapatkan fungsi yang lebih halus untuk memperkecil keragaman dari data, sehingga ciri-ciri dari data akan tampak lebih jelas. Salah satu cara untuk mendapatkan fungsi yang cukup halus adalah dengan memberikan pemulus (penalti). Hastie dan Tibshirani (1990) menjelaskan bahwa untuk mengestimasi fungsi splines adalah dengan meminimisasi persamaan (2).

$\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + \lambda \int_0^1 (f''(x))^2 dx$ (2) dengan $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$ merupakan jumlah kuadrat residual dengan ukuran pemulus $\lambda \int_0^1 (f''(x))^2 dx$ yang disebut roughness penalty dan λ sebagai parameter pemulus serta x_i adalah titik knot.

Model Regresi B-Splines

Penaksir *B-Splines* adalah salah satu metode yang digunakan untuk menaksir kurva regresi nonparametrik. Model *B-*

Splines dengan titik knots dapat digunakan untuk menyelesaikan kelemahan model splines pada saat orde yang tinggi. Namun, kesulitan dengan *B-Splines* karena basis ini hanya dapat didefinisikan secara rekursif sehingga tidak dapat dievaluasi secara langsung (Eubank, 1999). Metode yang digunakan dalam menaksir parameter *B-Splines* adalah Metode Kuadrat Terkecil (*Ordinary Least Square*) yang didefinisikan secara rekursif.

B-splines merupakan fungsi *piecewise polynomial* dengan *support* lokal untuk derajat *polynomial* tertentu. *B-splines* ke-*j* dengan derajat *v* berdasarkan knot *sequent* t_0, \dots, t_u untuk $j=1, \dots, v+u$ dinotasikan dengan formula rekursif dalam bentuk persamaan (3).

$$B_j(x; v) = \frac{x-t_j}{t_{j+v-1}-t_j} B_j(x; v-1) + (1 - \frac{x-t_{j+1}}{t_{j+v}-t_{j+1}}) B_{j+1}(x; v-1) \quad (3)$$

dengan,

$$B_j(x; 0) = \begin{cases} 1 & \text{jika } t_j \leq x \leq t_{j+1} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

apabila *B-splines* dinormalisasi, maka

$$\forall x: \sum_{j=1}^{v+u} B_j(x; v) = 1$$

fungsi objektif regresi *B-splines* dapat ditulis dalam bentuk persamaan (4).

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \left\{ \sum_{i=1}^n (Y_i - \sum_{j=1}^m \alpha_j \beta_j(x_i; v))^2 \right\} \quad (4)$$

sehingga, $f(x)$ bisa ditaksir melalui persamaan (5).

$$\hat{f}(x) \approx \sum_{j=1}^m \alpha_j \beta_j(x; v) \quad (5)$$

Model Regresi P-Splines

Penalized Splines (P-Splines) merupakan salah satu bentuk regresi splines yang memuat fungsidengan memperhitungkan parameter penghalus. Metode optimasi yang digunakan adalah *Penalized Least Square* (PLS) sebuah metode yang memberikan komponen penghalus pada

metode least square. PLS yaitu kriteria optimasi yang menggabungkan antara kecocokan terhadap data dan kelulusan kurva. Penduga fungsi yang mampu memetakan data dengan baik serta mempunyai ragam galat yang kecil. Fungsi objektif *P-Splines* dapat ditulis dalam bentuk persamaan (6).

$$\hat{\alpha} = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n (Y_i - \sum_{j=1}^m \alpha_j \beta_j(x_i; v))^2 + \lambda \sum_{j=d+1}^m (\Delta^d \alpha_j)^2 \quad (6)$$

dengan, $\lambda > 0$ merupakan parameter smoothing dan Δ^d merupakan *difference operator*, yang artinya,

$$\Delta^d \alpha_1 = \sum_{t=0}^d (-1)^t \alpha_{(1-t)d} \in \mathbb{N}$$

Prosedur Penelitian

Adapun prosedur yang diambil dalam proses penelitian ini meliputi berbagai tahapan, diantaranya sebagai berikut:

1. Membuat *scatter plot* antara variabel prediktor (IPM) dan variabel respon (persentase penduduk miskin). Selanjutnya menentukan spesifikasi model berdasarkan pola data yang diperoleh pada *scatter plot*.
2. *Fitting Curve* Regresi Nonparametrik
 - a. *Fitting Curve* Regresi *B-Splines*

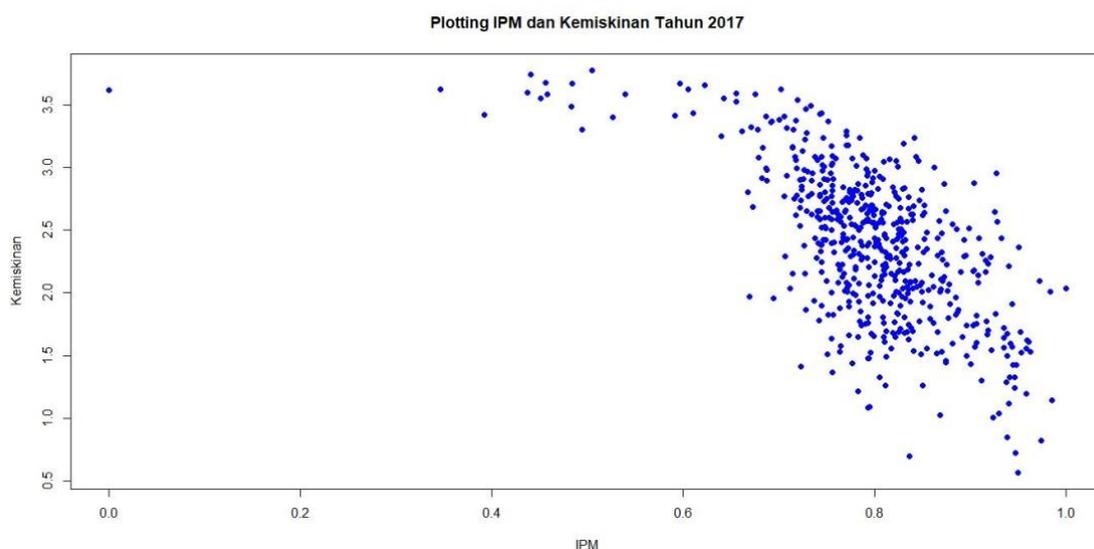
b. *Fitting Curve* Regresi *P-Splines*

3. Perbandingan *Fitting Curve* dari beberapa Model Regresi Nonparametrik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pemodelan hubungan antara variabel IPM dan persentase penduduk miskin dapat dilakukan dengan menggunakan analisis regresi. Analisis regresi dimana data tidak diketahui prespesifikasi modelnya disebut regresi nonparametrik. Selanjutnya untuk menentukan metode yang cocok untuk menganalisis data, terlebih dahulu dilakukan *plotting* data dengan menggunakan *scatterplot*.

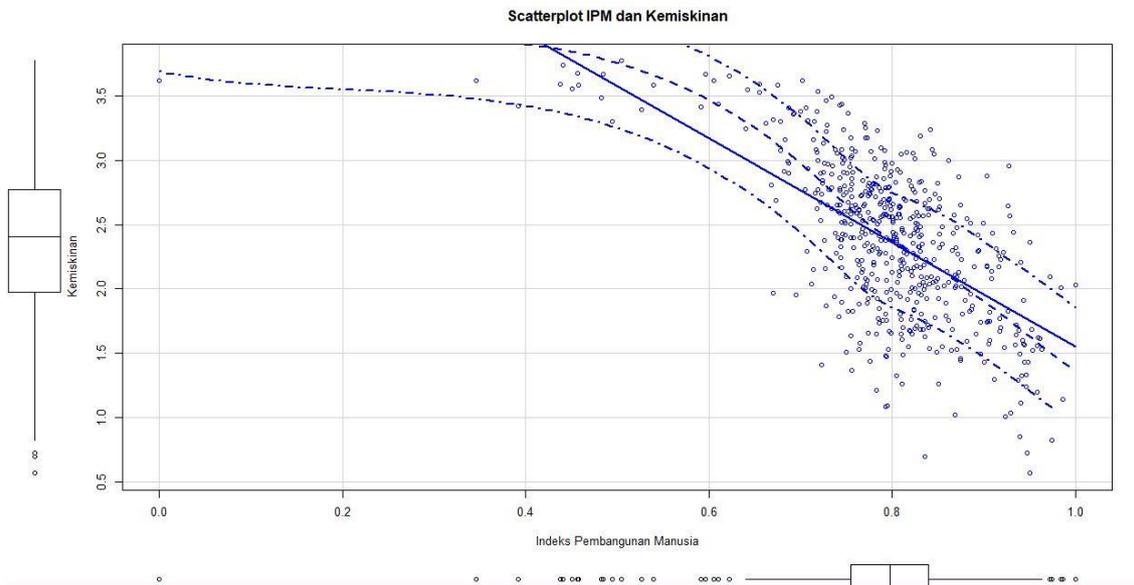
Gambar 1 menunjukkan bahwa data menyebar dari kiri atas dan mengumpul di kanan bawah. Dari pola plot data pada Gambar 1, terlihat bahwa adanya *outlier* dan data mengikuti pola tertentu yang tidak diketahui fungsinya, sehingga sulit ditentukan prespesifikasi modelnya. Salah satu pendekatan regresi nonparametrik yang dapat dilakukan adalah pendekatan regresi *splines* (Wood, 2006).



Gambar 1. Plotting IPM dan Persentase Penduduk Miskin Menurut Kabupaten/Kota Tahun 2017

Selain itu, dari pola *scatterplot* data pada Gambar 2 terlihat diperlukan garis regresi dari berbagai kuantil untuk

mendapatkan informasi lebih banyak untuk menggambarkan hubungan kedua variabel.



Gambar 2. Scatterplot IPM dan Persentase Penduduk Miskin Menurut Kabupaten/Kota Tahun 2017

Pemodelan Regresi B-Splines

Regresi *B-Splines* adalah salah satu metode yang digunakan untuk menaksir kurva regresi nonparametrik. Model *B-Splines* dengan titik knots digunakan untuk menyelesaikan kelemahan model splines pada saat orde yang tinggi, titik knot yang banyak atau knots yang terlalu dekat yang akan membentuk matriks dalam perhitungan yang hampir singular sehingga persamaan normal sulit diselesaikan. Metode yang digunakan dalam menaksir parameter *B-Splines* adalah Metode Kuadrat Terkecil (*Ordinary Least Square*) yang didefinisikan secara rekursif.

Ada tiga kriteria yang harus

diperhatikan dalam membentuk model regresi *B-Splines* yaitu menentukan orde untuk model, banyaknya knot, dan lokasi penempatan knot. Knot merupakan titik perpaduan bersama dimana terdapat perubahan perilaku pola pada interval yang berlainan. Untuk memperoleh model *B-splines* yang optimal (terbaik) maka perlu dipilih lokasi knot yang optimal pula. Kriteria yang digunakan dalam pemilihan knot yang optimal pada penelitian ini yaitu *Generalized Cross Validation* (GCV). Nilai GCV yang minimum dari model regresi B-Splines dengan beberapa ordo model dan titik knot disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1
Nilai GCV dan RSS dari Beberapa Titik Knot

Degree/ Ordo	Jumlah Knot	Knot Optimal			GCV	RSS
1	3	0.6225953	0.7637398	0.9035462	0.2001255	107.6766579
	4	0.6239896 0.9373163	0.7646615	0.9321558	0.1971309	105.6751027
2	3	0.7512996	0.9269564	0.9283220	0.2006428	107.5577442
	4	0.6128825 0.9283466	0.6401685	0.9268562	0.1990897	106.3316756
3	2	0.7189350	0.7217319		0.2021128	108.3457155
	3	0.7349219	0.7492359	0.9329812	0.200013	106.825

*Sumber: Hasil Olah

Tabel 1 menunjukkan pasangan nilai GCV dan RSS minimum diperoleh untuk jumlah knot sebanyak 4 pada ordo model 1 dan ordo model 2, serta knot sebanyak

3 untuk ordo model 3. Oleh karena itu, akan dilakukan estimasi parameter untuk ketiga model tersebut. Hasil estimasi parameter ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2
Hasil Estimasi Parameter Model B-Splines

Ordo Model	Parameter	Koefisien	t-Statistik	P-value	F-statistik	Adj R ²
1	α_0	3.62413	10.685	<2e-16*		
	α_1	-0.07187	-0.187	0.852116		
	α_2	-1.16286	-3.449	0.000606*	91.67	0.4532
	α_3	-1.72677	-4.969	9.04e-07*		
	α_4	-2.22510	-6.226	9.62e-10*		
	α_5	-1.89536	-4.471	9.49e-06*		
2	α_0	3.6182920	8.224	1.48e-15 *		
	α_1	-0.0006519	-0.184	0.999184		
	α_2	-0.0830243	-0.184	0.853873		
	α_3	-1.4743922	-3.257	0.001196	75.22	0.4488
	α_4	-1.6548400	-3.719	0.000221*		
	α_5	-2.9382839	-5.718	1.78e-08*		
	α_6	-1.5129989	-2.719	0.006751		
3	α_0	3.6253	8.178	2.06e-15*		
	α_1	-1.1969	-1.386	0.166315		
	α_2	1.2379	2.422	0.015771		

α_3	-1.5441	-3.422	0.000668*	74.46	0.4462
α_4	-1.1582	-2.478	0.013532		
α_5	-2.5410	-5.384	1.09e-07*		
α_6	-1.5990	-2.770	0.005797		

*Sumber: Hasil Olah

Secara simultan (uji-F), ketiga persamaan signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Namun, secara parsial (uji-t), model dengan ordo 1 memiliki parameter yang signifikan terbanyak dan nilai Adj R² terbesar dibandingkan kedua model lainnya. Model *B-Splines* terpilih untuk menggambarkan hubungan IPM dan persentase penduduk miskin pada penelitian ini adalah pada model ordo 1 dengan jumlah knot sebanyak 4 (Tabel 2).

Pemodelan Regresi P-splines

Model *Penalized Splines* adalah model regresi nonparametrik yang dikembangkan dari model regresi *B-splines*. Model *B-splines* cenderung *overfit* ketika jumlah knot meningkat. Oleh karena itu, Eilers dan Marx (1996)

mengusulkan menambahkan penalty (*diffrence penalty*) pada koefisien yang berdekatan dengan *B-splines*.

Secara simultan (uji-F), ketiga persamaan signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Namun, secara parsial (uji-t), model dengan ordo 2 memiliki parameter yang signifikan terbanyak meskipun nilai Adj R² kecil dibandingkan kedua model lainnya. Model *P-Splines* terpilih untuk menggambarkan hubungan IPM dan persentase penduduk miskin pada penelitian ini adalah model *P-Splines* ordo 2 dengan jumlah knot sebanyak 4 (Tabel 3). Pendugaan kurva regresi model *B-Splines* dan *P-Splines* dapat dilihat pada gambar berikut (lihat Gambar 3).

Tabel 3
Hasil Estimasi Parameter Model P-Splines

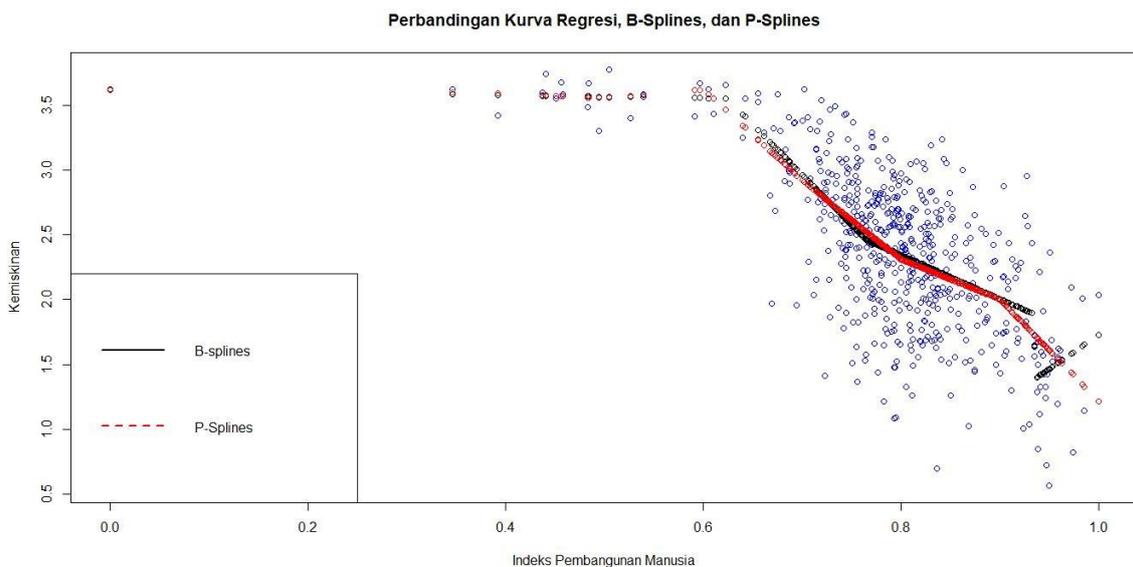
Ordo Model	Parameter	Koefisien	t-Statistik	P-value	F-statistik	Adj R ²
1	α_0	3.618725	8.079*	4.3e-15*		
	α_1	NA	NA	NA		
	α_2	NA	NA	NA		
	α_3	-0.016084	-0.016	-0.016		
	α_4	-0.027182	-0.048	-0.048		
	α_5	-0.065973	-0.132	-0.132	54.15	0.4374
	α_6	0.003012	0.006	0.006		
	α_7	-0.699289	-1.547	-1.547		
	α_8	-1.308133	-2.911	-2.911		
	α_9	-1.617708	-3.578	-3.578*		
	α_{10}	-2.401175	-5.077	-5.077*		
2	α_0	1.1070	1.895	0.058638*		
	α_1	5.0234	3.411	0.000695		
	α_2	NA	NA	NA		
	α_3	3.8459	0.716	0.474101		
	α_4	2.2505	2.126	0.033959		

	α_5	2.5307	3.853	0.000131*	48.1	0.4366
	α_6	2.4285	3.585	0.000368*		
	α_7	2.3515	3.996	7.34e-05*		
	α_8	1.3793	2.309	0.021336		
	α_9	1.0991	1.932	0.053856*		
	α_{10}	0.5183	0.779	0.436325		
	α_{11}	NA	NA	NA		
3	α_0	6.096	2.218	0.0270		
	α_1	-3.716	-0.890	0.3740		
	α_2	NA	NA	NA		
	α_3	26.377	0.450	0.6528		
	α_4	-4.271	-0.974	0.3306		
	α_5	-2.157	-0.743	0.4575		
	α_6	-2.705	-0.980	0.3276	44.1	0.4407
	α_7	-2.394	-0.855	0.3928		
	α_8	-3.111	-1.143	0.2534		
	α_9	-3.932	-1.413	0.1583		
	α_{10}	-3.831	-1.430	0.1533		
	α_{11}	-5.494	-1.828	0.0681		
	α_{12}	NA	NA	NA		

*Sumber : Hasil Olah

Berdasarkan Gambar 3, terlihat kurva yang dihasilkan model regresi *P-splines* memiliki kurva yang lebih halus dibandingkan kurva *B-Splines*. Kemudian terlihat kurva yang dihasilkan

dari model regresi *B-Splines* walaupun cenderung kurang halus tetapi hampir menjangkau seluruh sebaran data yang ada.



Gambar 3. Perbandingan Plot Model *B-Splines* dan Model *P-Splines*

Penelitian ini akan membandingkan regresi nonparametrik *B-splines* dan *P-splines*. Untuk memperoleh pendekatan terbaik

untuk mengestimasi fungsi regresi untuk variabel IPM dan persentase penduduk miskin dilakukan perbandingan nilai MSE antara metode regresi pada model *B-Splines* dan Model *P-Splines*. Semakin kecil MSE maka semakin baik model yang terbentuk.

Tabel 4
Perbandingan Nilai MSE

MSE_BSplines (2)	MSE_PSplines (3)
0.1928378	0.197318

*Sumber : Hasil Olah

Tabel 4 menunjukkan bahwa hubungan antara IPM dan persentase penduduk miskin yang memiliki akurasi tertinggi ditunjukkan dengan nilai MSE terkecil dicapai oleh Regresi B-splines dengan nilai MSE sebesar 0.1928378.

SIMPULAN DAN SARAN

Sebaran data dengan *fitting curve* menggunakan regresi nonparametrik *B-Splines* dan *P-Splines* menghasilkan kurva yang halus menjangkau seluruh sebaran data yang ada. Selanjutnya, berdasarkan perbandingan MSE model *B-Splines* dan *P-splines* diperoleh hasil bahwa model regresi B-splines untuk variabel IPM dan persentase penduduk miskin memberikan nilai MSE paling kecil sebesar 0.1928378 sehingga merupakan model yang paling baik digunakan.

DAFTAR RUJUKAN

Bappenas. (2014). *Rancangan Awal: Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2015-2019. Buku I: Agenda Pembangunan Nasional*. Jakarta: Badan Perencanaan Pembangunan Nasional.

Eilers, P.H., & Marx, B.D. (1996). Flexible Smoothing with B-Splines

and Penalties. *Statistical Science*, 11(2), 89-102.

Eubank, R. (1999). *Nonparametric Regression and Splines Smoothing*. New York: Marcel Dekker.

Härdle, W. (1990). *Applied nonparametric regression*. London: Cambridge University Press.

Harmawati, Y. (2018). Warga Negara dan Masalah Kontemporer dalam Paradigma Pembangunan. *Citizenship Jurnal Pancasila dan Kewarganegaraan*, 6(1), 71-78.

Hastie, T.J., & Tibshirani, R.J. (1990). *Generalized Additive Models*. London: Chapman and Hall.

Hoelman, M. (2015). *Panduan SDGs untuk Pemerintah Daerah (Kota dan Kabupaten) dan Pemangku Kepentingan Daerah*. Jakarta: InternationalNGO Forum on Indonesia Development (INFID). <http://bps.go.id>

Koenker, R., & Basset, JR.G. (1978). Regression Quantile. *Econometrica*, 46, 33-50.

Koenker, R., Ng, P.T., & Portnoy, S.L. (1994). Quantile Smoothing Splines. *Biometric*, 81(4), 673-680.

Mulyani, S., Andriyana, Y., & Sudartianto. (2017). Modeling the human development index and the percentage of poor people using quantile smoothing splines. *AIP Conference Proceedings*, 1827(1), 020007.

Sen, A. (2000). Development as freedom. *Development in Practice-Oxford*, 10(2), 258-258.

Subanidja, S., & Suharto, E. (2014). The Dominants Factors in the Causes of Poverty Level in Indonesia. *Humanities and Social Sciences Review*, 3(1), 67-76.

Suliswanto, M.S.W. (2010). Pengaruh Produk Domestik Bruto (PDB) dan

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Terhadap Angka Kemiskinan di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 8(2), 357-366.

Wood, S. (2006). *Generalized Additive Models: an Introduction with R*. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC.