

Modeling the Percentage of Poor Population in West Sumatra in 2024 Using Nonparametric *B-Spline* Regression

Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Sumatera Barat Tahun 2024 Menggunakan Regresi Nonparametrik *B-Spline*

Imroatul Lathifah¹, Fadhilah Fitri^{2*}, Fitri Mudia Sari³

^{1,2,3}Departemen Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Padang

Email: imroatullathifah11@gmail.com¹, fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id²,
fitrimudiasari@fmipa.unp.ac.id³

*Corresponding author

Abstract

Poverty is a multidimensional issue and remains a major challenge in West Sumatra Province. This study analyzes the percentage of the poor population in 2024 using a nonparametric *B-Spline* regression approach with the independent variables being the percentage of per capita expenditure on food, the labor force participation rate, and the average length of schooling. Data are sourced from the official publication of the Central Statistics Agency of West Sumatra Province in 2024. The results show that the best model is obtained from the second-order *B-Spline* regression with one node for each independent variable, based on the minimum *Generalized Cross Validation* (GCV) value. This model produces a coefficient of determination of 92.46% and a *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) of 11.02%, indicating high prediction accuracy. Substantively, the average length of schooling has a negative effect on the poverty rate, while food expenditure and labor force participation have varying effects across regions. These findings indicate that *B-Spline* regression is effective in capturing nonlinear and complex relationships between socioeconomic variables, but its interpretation still needs to consider the empirical context in the field.

Keywords: *B-Spline*, poverty, *Generalized Cross Validation* (GCV), West Sumatera.

Abstrak

Kemiskinan merupakan persoalan multidimensi dan masih menjadi tantangan utama di Provinsi Sumatera Barat. Penelitian ini menganalisis persentase penduduk miskin tahun 2024 menggunakan pendekatan regresi nonparametrik *B-Spline* dengan variabel independen persentase pengeluaran per kapita untuk makanan, tingkat partisipasi angkatan kerja, dan rata-rata lama sekolah. Data bersumber dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Barat tahun 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik diperoleh pada regresi *B-Spline* orde 2 dengan satu knot untuk masing-masing variabel independen, berdasarkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) minimum. Model ini menghasilkan koefisien determinasi sebesar 92,46% dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 11,02%, yang menunjukkan ketepatan prediksi yang tinggi. Secara substantif, rata-rata lama sekolah berpengaruh negatif terhadap tingkat kemiskinan,



JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Imroatul Lathifah, Fadhilah Fitri, Fitri Mudia Sari

sedangkan pengeluaran makanan dan partisipasi angkatan kerja memiliki pengaruh bervariasi antarwilayah. Temuan ini menunjukkan bahwa regresi *B-Spline* efektif dalam menangkap hubungan nonlinier dan kompleks antarvariabel sosial ekonomi, namun interpretasinya tetap perlu mempertimbangkan konteks empiris di lapangan.

Kata kunci: *B-Spline*, kemiskinan, *Generalized Cross Validation (GCV)*, Sumatera Barat.

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan adalah kondisi keterbatasan ekonomi yang menyebabkan individu atau rumah tangga mengalami ketidakmampuan dalam memenuhi kebutuhan dasar, meliputi komponen pangan dan nonpangan, diukur melalui besaran tingkat pengeluaran [5]. Kemiskinan merupakan salah satu persoalan struktural yang masih menjadi tantangan utama dalam pembangunan nasional di Indonesia. Kemiskinan bersifat multidimensi, melibatkan aspek ekonomi, politik, sosial-budaya, psikologis, dan teknologi yang saling terkait dan tidak terpisahkan [20], dan menjadi tantangan struktural utama dalam pembangunan nasional. Dampaknya tidak hanya pada keterlambatan pembangunan, tetapi juga pada penurunan kualitas sumber daya manusia akibat terbatasnya akses pendidikan, kesehatan, dan gizi, yang pada gilirannya menurunkan produktivitas [1]. Dengan demikian, program pengentasan kemiskinan menempati posisi strategis dalam agenda peningkatan kesejahteraan masyarakat [19]. Di Provinsi Sumatera Barat, jumlah penduduk miskin pada September 2024 mencapai 315.430 jiwa atau 5,42% dari total penduduk [9]. Sementara itu, persentase penduduk miskin di Provinsi Sumatera Barat selama periode 2015 sampai dengan 2024 menunjukkan tren yang berfluktuasi, meskipun secara umum menurun dari 7,31% pada 2015 menjadi 5,42% pada 2024 [8]. Selain itu, terdapat disparitas signifikan antarwilayah, di mana Kabupaten Kepulauan Mentawai mencatat angka kemiskinan tertinggi 13,89% sementara Kota Sawahlunto terendah 2,33% [9]. Perbedaan yang cukup signifikan ini menunjukkan adanya variasi sosial-ekonomi antar kabupaten/kota, sehingga diperlukan analisis lebih mendalam terhadap faktor-faktor yang memengaruhinya.

Dalam kajian kemiskinan, beberapa faktor utama menjadi indikator penting, salah satunya pengeluaran per kapita, khususnya pengeluaran pangan. Rumah tangga berpendapatan rendah cenderung mengalokasikan sebagian besar pendapatan untuk pangan, sehingga indikator ini sensitif terhadap perubahan harga [10]. Penelitian empiris di Indonesia menunjukkan bahwa kenaikan harga pangan memperbesar beban pengeluaran rumah tangga, mengurangi kemampuan memenuhi kebutuhan nonpangan seperti pendidikan dan kesehatan, serta mendorong sebagian rumah tangga kembali jatuh miskin [13]. Selain itu, pada penelitian di Provinsi Maluku mengindikasikan bahwa peningkatan TPAK berpengaruh signifikan terhadap penurunan tingkat kemiskinan didukung oleh pertumbuhan ekonomi dan perbaikan indeks pembangunan manusia [28]. Namun, TPAK berpengaruh tidak langsung melalui pendidikan dan kualitas pekerjaan, sedangkan upah dan pengeluaran pemerintah pada pendidikan dan kesehatan secara signifikan menurunkan kemiskinan [24]. Temuan ini memperkuat argumentasi bahwa TPAK adalah variabel penting dalam studi kemiskinan, namun efeknya sangat bergantung pada kualitas pekerjaan seperti formalitas dan upah. Faktor lain yang juga menentukan adalah rata-rata lama sekolah sebagai indikator akumulasi modal manusia. Studi menunjukkan bahwa pendidikan, yang diukur melalui jumlah tahun sekolah, memiliki hubungan negatif signifikan dengan kemiskinan, di mana setiap tambahan tahun sekolah menurunkan probabilitas seseorang hidup di bawah garis kemiskinan [7]. Oleh sebab itu, pengeluaran pangan, TPAK, dan rata-rata lama sekolah menjadi variabel relevan dalam studi kemiskinan.

Untuk memahami hubungan kompleks antarvariabel penentu kemiskinan, regresi nonparametrik menawarkan keunggulan karena tidak mengharuskan bentuk hubungan ditentukan

sejak awal [21], serta mampu menyesuaikan kurva regresi dengan pola data tanpa dipengaruhi subjektivitas peneliti [11]. Meski lebih kompleks secara komputasi dibanding regresi parametrik [14], metode ini memberikan fleksibilitas tinggi dengan empat pendekatan utama yaitu histogram, deret ortogonal, kernel, dan *Spline*. Di antara berbagai pendekatan yang tersedia, regresi *B-Spline* merupakan salah satu yang paling sering digunakan, memiliki sifat lebih adaptif dan stabil dibanding *Spline* konvensional, karena mampu mengatasi kelemahan seperti orde terlalu tinggi, jumlah *knot* berlebihan, atau penempatan *knot* yang rapat [16]. *B-Spline* didefinisikan sebagai fungsi polinomial tersegmentasi berdasarkan titik simpul (*piecewise polynomial*) [25] dan terbukti lebih stabil dibanding *truncated power* basis terutama ketika orde *Spline* tinggi atau *knot* terlalu banyak [3]. Dengan keunggulan tersebut, regresi *B-Spline* dipandang mampu memberikan estimasi yang lebih akurat dalam memodelkan kemiskinan ini.

Penelitian-penelitian internasional terkini menunjukkan perkembangan signifikan dalam penerapan metode statistik modern dan pendekatan nonparametrik untuk menganalisis fenomena sosial-ekonomi yang kompleks. Penelitian Rahman dkk [22] menggunakan pendekatan *clustering* untuk mengidentifikasi indikator kemiskinan multidimensi pada kelompok 40 persen terbawah (B40), yang menegaskan pentingnya analisis berbasis data dalam memahami kemiskinan yang tidak hanya ditentukan oleh pendapatan, tetapi juga oleh dimensi sosial dan kualitas hidup. Dan Rodríguez-álvarez & Gonzalez [23] mengembangkan model *multidimensional adaptive P-splines* yang mampu menangani data kompleks berdimensi tinggi secara efisien, menunjukkan kemajuan signifikan dalam metodologi *spline* adaptif. Sementara itu, Witte dkk [30] mengusulkan *joint penalized spline smoothing model* untuk menganalisis dua variabel berkorelasi, memperluas penerapan *spline* pada model berganda dan menunjukkan keunggulannya dalam menangkap hubungan nonlinier yang saling bergantung. Selanjutnya, Erdoğan [12] memperkenalkan pendekatan *nonparametric estimating ROC curve* berbasis *non-uniform rational B-Spline (NURBS)*, yang menghasilkan estimasi kurva halus dengan presisi tinggi tanpa asumsi distribusi tertentu. Keempat kajian tersebut memperkuat dasar metodologis penelitian ini, menunjukkan bahwa pendekatan *spline* dan turunannya memiliki fleksibilitas tinggi untuk menggambarkan pola hubungan nonlinier dan kompleks, sehingga relevan diterapkan dalam analisis kemiskinan multidimensi di Provinsi Sumatera Barat.

Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan efektivitas metode *Spline* dalam analisis sosial-ekonomi. Studi di Sulawesi Selatan menemukan bahwa model *B-Spline* orde 2 dengan satu *knot* per variabel independen mampu merepresentasikan hubungan nonlinier antarvariabel kemiskinan [19]. Penelitian lain yang dilakukan di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2023 menunjukkan bahwa metode ini mampu menghasilkan estimasi dengan nilai *Mean Squared Error (MSE)* yang rendah ketika diterapkan untuk memodelkan keterkaitan antara Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) dan persentase penduduk miskin [15]. Dan juga pada penelitian yang dilakukan oleh [26] terkait perbandingan antara regresi Kernel dan regresi *Spline* menunjukkan bahwa model *B-Spline* dengan derajat dua dan lima *knot* memberikan kinerja terbaik dalam menjelaskan variasi data kemiskinan. Berdasarkan berbagai temuan tersebut, penerapan regresi *B-Spline* dalam analisis kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat menjadi relevan sekaligus strategis. Hingga saat ini, belum terdapat kajian yang secara komprehensif mengaplikasikan pendekatan regresi nonparametrik *B-Spline* untuk mengkaji kemiskinan di wilayah ini dengan memanfaatkan data empiris terkini yang merepresentasikan kondisi sosial-ekonomi terbaru. Selain itu, penelitian ini menawarkan aspek kebaruan metodologis melalui penerapan ukuran evaluasi kuantitatif *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* guna menilai tingkat akurasi model secara lebih objektif dan informatif. Penelitian ini diharapkan menjadi landasan empiris dan metodologis untuk studi kemiskinan berbasis analisis nonparametrik, sekaligus rujukan dalam perumusan kebijakan pembangunan daerah yang lebih tepat dan kontekstual.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari laman resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Barat berupa Persentase Penduduk Miskin, Persentase Pengeluaran Per kapita untuk Makanan, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), dan Rata-Rata Lama Sekolah pada 19 Kabupaten dan Kota di Provinsi Sumatera Barat tahun 2024.

Tabel 2.1 Variabel Penelitian

No	Variabel	Keterangan	Satuan
1	Persentase Penduduk Miskin (Y)	Persentase jumlah penduduk yang dikategorikan sebagai miskin terhadap total jumlah penduduk	Persentase (%)
2	Persentase Pengeluaran Perkapita untuk Makanan (X_1)	Persentase dari total pengeluaran rata-rata per orang (perkapita) yang digunakan untuk membeli makanan	Persentase (%)
3	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X_2)	Rasio antara jumlah angkatan kerja dan total penduduk usia kerja, dinyatakan dalam persentase	Persentase (%)
4	Rata-Rata Lama Sekolah (X_3)	Rata-rata lama pendidikan formal yang telah ditempuh oleh penduduk berusia 15 tahun ke atas	Tahun

2.2 Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan pendekatan nonparametrik *B-Spline*. Penelitian ini bertujuan memodelkan persentase penduduk miskin di Provinsi Sumatera Barat pada tahun 2024 dengan menggunakan metode regresi nonparametrik *B-Spline*. Proses analisis dilaksanakan melalui perangkat lunak *R* dengan memanfaatkan package *Splines*. Berikut ini adalah langkah-langkah analisisnya:

1. Analisis statistik deskriptif dari data seperti nilai minimum dan maksimum, rata-rata, nilai tengah (median), serta varians data.
2. Menganalisis pola hubungan antara persentase penduduk miskin dan persentase pengeluaran per kapita untuk makanan di Provinsi Sumatera Barat menggunakan *Scatterplot*. *Scatterplot* merupakan salah satu alat visualisasi statistik yang dimanfaatkan untuk memvisualisasikan keterkaitan antara dua variabel kuantitatif yang diamati pada unit analisis yang sama. Setiap unit pengamatan digambarkan oleh sebuah titik pada bidang koordinat, sehingga pola distribusi maupun indikasi adanya korelasi antara kedua variabel dapat diidentifikasi secara lebih jelas [17]. Apabila *Scatterplot* menunjukkan bahwa data tidak mengikuti pola tertentu, maka data tersebut lebih tepat dianalisis menggunakan regresi nonparametrik [14].
3. Menentukan orde dan *knot* optimal dilakukan dengan mempertimbangkan titik di mana *Generalized Cross Validation* (GCV) mencapai nilai minimum [21]. Model regresi *B-Spline* terbaik akan dihasilkan ketika semakin minimum nilai GCV yang diperoleh [6]. Dalam penelitian ini, percobaan dilakukan pada tiga orde (orde 2, 3, dan 4) serta tiga titik *knot*, rumusnya sebagai berikut [31]:

$$GCV(\lambda) = \frac{MSE(\lambda)}{(n^{-1} \text{trace}[I - S_\lambda])^2} \quad (2.1)$$

dengan:

$MSE(\lambda)$: mean square error = $(n^{-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2)$

I : matriks identitas

n : jumlah data

λ : jumlah titik *knot* (k_1, k_2, \dots, k_p)

S_λ : $B_\lambda(B_\lambda^T B_\lambda)^{-1} B_\lambda^T$

4. Estimasi Parameter model *B-Spline* dengan membentuk model yang memiliki orde m , dimana terdapat tambahan *knot* sebesar $2m$. Koefisien $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{m+k}$ pada kurva regresi $f(x) = (\sum_{j=1}^{m+k} \beta_j B_{(j-m),m}(x_i))$ diestimasi menggunakan metode *Ordinary Least Squares* (OLS) dengan tujuan meminimalkan jumlah kuadrat sisa yang diperoleh [29]:

$$\hat{\beta} = [B(x)'B(x)]^{-1}[B(x)'Y] \quad (2.2)$$

Dengan $B(x)$ adalah matriks berukuran $n \times (m + K)$:

$$B(x) = \begin{bmatrix} B_{1-m,m}(x_1) & B_{2-m,m}(x_1) & \cdots & B_{k-m,m}(x_1) \\ B_{1-m,m}(x_2) & B_{2-m,m}(x_2) & \cdots & B_{k-m,m}(x_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{1-m,m}(x_n) & B_{2-m,m}(x_n) & \cdots & B_{k-m,m}(x_n) \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

5. Menetapkan model *B-Spline* terbaik dengan mempertimbangkan orde, jumlah titik *knot*, dan posisi *knot*. Model regresi non parametrik dengan *B-Spline* yang memiliki orde m dan jumlah *knot* k dapat ditulis dalam bentuk berikut [19]

$$\hat{y}_i = \left(\sum_{j=1}^{m+k} \beta_j B_{(j-m),m}(x_i) \right), i = 1, 2, \dots, n \quad (2.4)$$

keterangan:

\hat{y}_i : nilai prediksi variabel dependen untuk observasi ke- i

β_j : parameter model ke- j , $j = 1, 2, \dots, m + k$

$B_{(j-m),m}(x_i)$: basis *B-Spline* dengan orde m

k : jumlah *knot* ξ_1, \dots, ξ_k

x_i : variabel independen ke- $i = 1, 2, \dots, n$

Berdasarkan jumlah orde m , basis fungsi *B-Spline* dapat dibedakan menjadi beberapa jenis, yaitu:

- a. Fungsi dasar *B-Spline* linier dihasilkan dengan orde $m = 2$ dituliskan dalam Persamaan 2.5:

$$B_{i,2}(x) = \frac{x - \xi_i}{\xi_{i+1} - \xi_i} B_{i,1}(x) + \frac{\xi_{i+2} - x}{\xi_{i+2} - \xi_{i+1}} B_{i+1,1}(x), i = -1, \dots, k \quad (2.5)$$

- b. Fungsi dasar *B-Spline* kuadratik dihasilkan dengan orde $m = 3$ dituliskan dalam Persamaan 2.6:

$$B_{i,3}(x) = \frac{x - \xi_i}{\xi_{i+2} - \xi_i} B_{i,2}(x) + \frac{\xi_{i+3} - x}{\xi_{i+3} - \xi_{i+1}} B_{i+1,2}(x), i = -2, \dots, k \quad (2.6)$$

- c. Fungsi dasar *B-Spline* kubik dihasilkan dengan orde $m = 4$ dituliskan dalam Persamaan 2.7:

$$B_{i,4}(x) = \frac{x - \xi_i}{\xi_{i+3} - \xi_i} B_{i,3}(x) + \frac{\xi_{i+4} - x}{\xi_{i+4} - \xi_{i+1}} B_{i+1,3}(x), i = -3, \dots, k \quad (2.7)$$

6. Memperoleh nilai prediksi persentase penduduk miskin di Provinsi Sumatera Barat berdasarkan Kabupaten/Kota.
7. Keباikan model diukur menggunakan koefisien determinasi (R^2), yang nilainya berada pada rentang 0 hingga 1. Nilai R^2 yang mendekati 1 menunjukkan kemampuan model yang tinggi dalam memprediksi variabel dependen, sedangkan nilai yang mendekati 0 mengindikasikan kemampuan prediksi model yang rendah [3]. Rumus untuk menghitung R^2 yaitu:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2.8)$$

Keterangan:

SSE: jumlah kuadrat kesalahan

SST: jumlah kuadrat total

8. Mengevaluasi Kinerja Model menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan metode yang digunakan untuk menilai tingkat kesalahan dengan menghitung rata-rata persentase selisih absolut antara nilai estimasi dan data aktual, yang didefinisikan sebagai [4].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (2.9)$$

Menurut Lewis (1982) dalam [2] mengatakan prakiraan dapat sangat akurat jika nilai MAPE kurang dari 10%. Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik prakiraan tersebut, tetapi tidak ada nilai spesifik yang dapat disebut "baik" atau "buruk". Namun, nilai MAPE dapat diinterpretasikan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Kriteria Penilaian Akurasi Model Berdasarkan Nilai MAPE

MAPE value	Keterangan
< 10	Prediksi sangat akurat
10 – 20	Prediksi baik
20 – 50	Prediksi cukup baik
> 50	Prediksi kurang akurat

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistik Deskriptif

Analisis Statistik deskriptif Persentase Penduduk Miskin (%) (Y), Pengeluaran Perkapita untuk Makanan (%) (X_1), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) (X_2), dan Rata-Rata Lama Sekolah

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Imroatul Lathifah, Fadhilah Fitri, Fitri Mudia Sari

(X_3) di Provinsi Sumatera Barat berdasarkan 19 Kabupaten/Kota pada tahun 2024 ditampilkan pada Tabel 3.1.

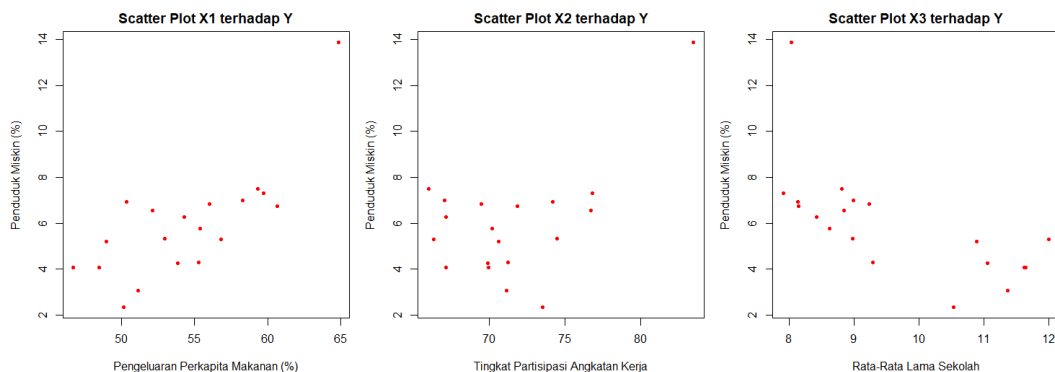
Tabel 3.1 Statistika Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Minimum	Maksimum	Mean	Median	Varians
Persentase Penduduk Miskin (Y)	2,33	13,89	5,93	5,78	5,93
Persentase Pengeluaran Per kapita untuk Makanan (X_1)	46,73	64,85	54,50	54,28	22,31
Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X_2)	66	83,47	71,44	70,63	19,12
Rata-Rata Lama Sekolah (X_3)	7,91	12	9,607	8,99	2,001

Berdasarkan Tabel 3.1 menunjukkan adanya disparitas tingkat kemiskinan antarwilayah di Provinsi Sumatera Barat. Kabupaten Kepulauan Mentawai memiliki persentase penduduk miskin tertinggi, sedangkan Kota Sawahlunto terendah, yang menandakan distribusi kemiskinan tidak merata. Variasi terbesar terlihat pada pengeluaran per kapita untuk makanan, yang mengindikasikan adanya perbedaan pola konsumsi rumah tangga yang cukup tajam antarwilayah. Tingkat partisipasi angkatan kerja juga memperlihatkan sebaran yang relatif lebar, menunjukkan ketidakseragaman kesempatan kerja di berbagai daerah. Sebaliknya, rata-rata lama sekolah memiliki variasi yang lebih kecil, sehingga kesenjangan pendidikan antarwilayah tampak lebih homogen dibandingkan variabel lainnya. Dengan demikian, hasil deskriptif ini menegaskan bahwa aspek konsumsi pangan dan keterlibatan tenaga kerja merupakan variabel dengan variasi paling menonjol, sementara pendidikan cenderung lebih merata, sehingga berfungsi sebagai landasan analisis lebih lanjut terhadap determinan kemiskinan di Sumatera Barat.

3.2 Eksplorasi Data dengan *Scatterplot*

Scatterplot digunakan sebagai alat visualisasi untuk melihat pola hubungan antara variabel Persentase Penduduk Miskin (Y) dengan variabel Pengeluaran Perkapita untuk Makanan (%) (X_1), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) (X_2) dan Rata-Rata Lama Sekolah (X_3). *Scatterplot* disajikan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. *Scatterplot* Pengeluaran Perkapita Makanan (%), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja dan Rata-Rata Lama Sekolah terhadap Penduduk Miskin (%)

Gambar 3.1 menunjukkan hubungan antara persentase penduduk miskin dengan tiga variabel independen. *Scatterplot* terhadap pengeluaran makanan (X_1), memperlihatkan kecenderungan negatif, di mana semakin besar proporsi pengeluaran untuk pangan, tingkat kemiskinan cenderung menurun, meskipun pola yang terbentuk relatif lemah. Pada Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X_2), arah hubungan juga menurun, tetapi tidak konsisten karena terdapat beberapa penyimpangan, yang menandakan bahwa faktor ini tidak sepenuhnya menjelaskan variasi kemiskinan tanpa memperhitungkan kualitas dan produktivitas kerja. Sementara itu, rata-rata lama sekolah (X_3) menunjukkan hubungan negatif yang lebih jelas, meski sebaran data tetap belum membentuk suatu pola hubungan yang jelas, sehingga sulit untuk diakomodasi dengan model regresi linier sederhana.

Secara keseluruhan, pola sebaran titik pada ketiga *Scatterplot* tidak menunjukkan suatu pola hubungan yang jelas. Sebaran data cenderung acak dan tidak membentuk garis lurus tertentu, sehingga asumsi linieritas dalam regresi parametrik sulit dipenuhi karena cenderung membentuk pola yang lebih kompleks. Ketidakjelasan pola linear tersebut memperkuat urgensi penerapan metode nonparametrik yang lebih fleksibel dalam menangkap pola hubungan data. Oleh karena itu, penggunaan pendekatan regresi nonparametrik, seperti *B-Spline*, menjadi lebih relevan karena mampu menangkap bentuk hubungan yang fleksibel tanpa mengasumsikan model linier tertentu. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat dan sesuai dengan karakteristik data empiris yang ada.

3.3 Penentuan Model *B-Spline* Terbaik

Model *B-Spline* yang optimal ditentukan melalui proses pencarian kombinasi terbaik antara orde *Spline* dan jumlah titik *knot*. Dalam analisis ini, digunakan kombinasi orde *Spline* (degree) dari 2 hingga 4 serta jumlah *knot* antara 1 hingga 3 titik. Setiap kombinasi dievaluasi berdasarkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV), dan model terbaik dipilih dari kombinasi yang menghasilkan nilai GCV minimum, yang mencerminkan keseimbangan terbaik antara kecocokan model dan kompleksitasnya.

Tabel 3.2. Nilai GCV Optimal dengan Kombinasi Orde *Spline* dan Titik *Knot*

Variabel	Degree	Jumlah <i>Knot</i>	<i>Knot</i> Lokasi	GCV	
X_1	2	1	54,28	2,115610	
		2	52,13; 56,04	2,346436	
		3	50,75; 54,28; 57,545	2,694821	
	3	1	54,28	2,292558	
		2	52,13; 56,04	2,644844	
		3	50,75; 54,28; 57,545	3,050193	
	4	1	54,28	2,617806	
		2	52,13; 56,04	3,023753	
		3	50,75; 54,28; 57,545	3,370221	
	X_2	2	1	70,63	2,500755
			2	69,92; 71,86	2,854891
			3	68,33; 70,63; 73,855	3,219544
3		1	70,63	3,638094	
		2	69,92; 71,86	3,226183	
		3	68,33; 70,63; 73,855	3,668646	
4		1	70,63	3,226183	
		2	69,92; 71,86	3,668645	
		3	68,33; 70,63; 73,855	4,192117	
2		2	1	8,99	4,138890

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Imroatul Lathifah, Fadhilah Fitri, Fitri Mudia Sari

X_3	2	8,81; 10,53	4,695278
	3	8,52; 8,99; 10,975	5,350607
	1	8,99	4,662245
3	2	8,81; 10,53	5,401825
	3	8,52; 8,99; 10,975	6,258755
	1	8,99	5,436198
4	2	8,81; 10,53	6,391353
	3	8,52; 8,99; 10,975	5,691482

Berdasarkan Tabel 3.2. diperoleh model terbaik pada ketika *Spline* $m = 2$ dengan jumlah *knot* 1 untuk setiap variabel. *Knot* optimal terletak pada titik 54,28 untuk variabel X_1 , titik 70,63 untuk variabel X_2 , dan titik 8,99 untuk variabel X_3 .

3.4 Estimasi Parameter Model *B-Spline* Terbaik

Hasil estimasi parameter dari model regresi *B-Spline* terbaik yang diperoleh berdasarkan kombinasi orde dan jumlah titik *knot* dengan nilai GCV minimum disajikan pada tabel 3.3.

Tabel 3.3. Estimasi Parameter Model *B-Spline* Terbaik

Parameter	Estimasi Parameter	Standar Error	t-value	p-value
β_0	7,4212	1,79917	4,125	0,0025
β_{11}	-0,2289	1,75003	-0,131	0,8988
β_{12}	0,3031	1,39655	0,217	0,8330
β_{13}	1,1392	3,35763	0,339	0,7421
β_{21}	0,0192	1,17869	0,016	0,9873
β_{22}	-2,9779	1,69323	-1,759	0,1124
β_{23}	5,4225	3,10030	1,749	0,1142
β_{31}	-0,0391	1,59315	-0,025	0,9809
β_{32}	-3,3874	1,57868	-2,146	0,0604
β_{33}	-2,6236	1,68314	-1,559	0,1534
F-Statistik :		12,26	$p - value$:	0,0004711
Multiple R^2 :		0,9246	Adjusted R^2 :	0,8492

Berdasarkan Tabel 3.3 parameter β_0 signifikan pada taraf 5% ($p - value = 0,0025$). Selain itu, parameter β_{32} signifikan pada taraf 10% ($p - value = 0,0604$), β_{22} dan β_{23} signifikan pada taraf 15% ($p - value = 0,1124$ dan $0,1142$), serta β_{33} signifikan pada taraf 20% ($p - value = 0,1534$). Hal ini menunjukkan bahwa meskipun secara umum sebagian besar koefisien *Spline* belum signifikan pada taraf konvensional 5%, beberapa di antaranya mulai menunjukkan pengaruh yang cukup berarti terhadap variabel respon pada taraf yang lebih luas. Dalam regresi nonparametrik seperti *B-Spline*, signifikansi parsial koefisien basis tidak diinterpretasikan seperti pada regresi parametrik karena fungsi basis bekerja secara kolektif dalam membentuk kurva regresi. Oleh karena itu, ketidaksignifikanan beberapa koefisien basis merupakan hal yang lazim dan tidak dapat langsung diasumsikan mengurangi validitas model. Hal ini juga tercermin pada basis β_{11} , β_{12} , β_{13} , β_{21} , dan β_{31} yang menunjukkan $p - value$ tinggi, yang mengindikasikan bahwa sebagian fungsi basis hanya menangkap variasi lokal yang kurang relevan secara struktural. Kondisi ini juga berkaitan dengan fluktuasi berlebihan (*overfitting*) yang muncul pada daerah ekstrem seperti Sawahlunto, ketika *spline* terlalu fleksibel dalam mengikuti pola lokal.

Karena itu, evaluasi kualitas model nonparametrik lebih tepat dilakukan melalui kecocokan global dibandingkan signifikansi basis individual. Pada penelitian ini, model signifikan secara

simultan dengan taraf signifikansi 5%, berdasarkan nilai F-statistik sebesar 12,26 dengan p -value = 0,00047. Dan pemilihan model terbaik ditentukan oleh nilai GCV minimum yang menjamin tingkat kehalusan optimal. Dengan demikian, meskipun beberapa basis tidak signifikan secara parsial, model *B-Spline* yang diperoleh tetap valid dan mampu merepresentasikan hubungan antara variabel independen dan dependen. Berdasarkan pertimbangan tersebut, model *B-Spline* terbaik yang diperoleh dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\hat{y}_i = 7,4212 - 0,2289 B_{-1,2}(X_1) + 0,3031 B_{0,2}(X_1) + 1,1392 B_{1,2}(X_1) + 0,0192 B_{-1,2}(X_2) - 2,9779 B_{0,2}(X_2) + 5,4225 B_{1,2}(X_2) - 0,0391 B_{-1,2}(X_3) - 3,3874 B_{0,2}(X_3) - 2,6236 B_{1,2}(X_3) \quad (3.1)$$

Dengan:

$$B_{-1,2}(X_1) = \begin{cases} \frac{54,28 - X_1}{7,55}, & 46,73 \leq X_1 \leq 54,28 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{0,2}(X_1) = \begin{cases} \frac{X_1 - 46,73}{7,55}, & 46,73 \leq X_1 \leq 54,28 \\ \frac{64,85 - X_1}{10,57}, & 54,28 \leq X_1 \leq 64,85 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{1,2}(X_1) = \begin{cases} \frac{X_1 - 54,28}{10,57}, & 54,28 \leq X_1 \leq 64,85 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{-1,2}(X_2) = \begin{cases} \frac{70,63 - X_2}{4,63}, & 66 \leq X_2 \leq 70,63 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{0,2}(X_2) = \begin{cases} \frac{X_2 - 66}{4,63}, & 66 \leq X_2 \leq 70,63 \\ \frac{83,47 - X_2}{13,04}, & 70,63 \leq X_2 \leq 83,47 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{1,2}(X_2) = \begin{cases} \frac{X_2 - 70,63}{13,04}, & 70,63 \leq X_2 \leq 83,47 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{-1,2}(X_3) = \begin{cases} \frac{8,99 - X_3}{1,08}, & 7,91 \leq X_3 \leq 8,99 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{0,2}(X_3) = \begin{cases} \frac{X_3 - 7,91}{1,08}, & 7,91 \leq X_3 \leq 8,99 \\ \frac{12 - X_3}{3,01}, & 8,99 \leq X_3 \leq 12 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

$$B_{1,2}(X_3) = \begin{cases} \frac{X_3 - 8,99}{3,01}, & 8,99 \leq X_3 \leq 12 \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

Hasil estimasi model *B-Spline* menunjukkan bahwa hubungan antara variabel independen dan persentase penduduk miskin bersifat nonlinier serta bervariasi pada setiap interval *Spline*. Variabel pengeluaran per kapita untuk makanan (X_1) ditemukan memiliki arah pengaruh yang berubah, yaitu negatif pada tingkat pengeluaran rendah dan positif pada interval lebih tinggi. Pola tersebut mengindikasikan pergeseran dari pemenuhan kebutuhan dasar menuju peningkatan kesejahteraan rumah tangga. Variabel Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) (X_2) memperlihatkan pengaruh yang fluktuatif, di mana penurunan kemiskinan hanya terjadi apabila peningkatan jumlah tenaga kerja disertai peningkatan kualitas dan produktivitas. Sementara itu, rata-rata lama sekolah (X_3) terbukti memiliki pengaruh negatif secara konsisten terhadap kemiskinan. Meskipun hanya sebagian fungsi basis *Spline* signifikan secara parsial, model secara simultan signifikan dan menghasilkan nilai R^2 yang tinggi. Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan kemampuan model *B-Spline* dalam menangkap hubungan kompleks antarvariabel serta memberikan implikasi kebijakan pada peningkatan konsumsi, produktivitas kerja, dan kualitas pendidikan.

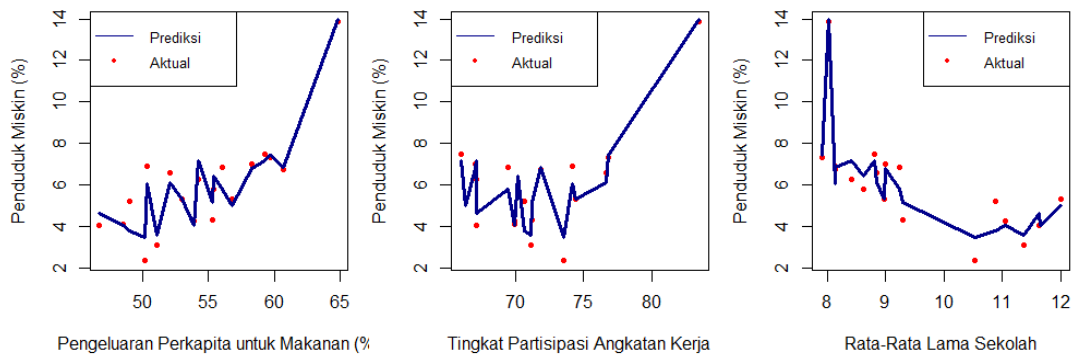
Model *B-Spline* pada persamaan (3.2) memperoleh nilai koefisien determinasi (R^2) = 0,9246 = 92,46%. Hal ini mengindikasikan bahwa sebesar 92,46% variasi dalam persentase penduduk miskin di Provinsi Sumatera Barat dapat dijelaskan oleh persentase pengeluaran per kapita untuk makanan, tingkat partisipasi angkatan kerja, dan rata-rata lama sekolah. Nilai ini mengindikasikan bahwa pendekatan *B-Spline* efektif dalam menangkap hubungan nonlinier antara variabel-variabel tersebut. Meskipun demikian, sebagian besar koefisien *Spline* tidak signifikan pada taraf kepercayaan 5%, yang menandakan bahwa kontribusi masing-masing fungsi basis terhadap perubahan tingkat kemiskinan secara parsial masih terbatas. Hal ini mengimplikasikan bahwa dinamika kemiskinan tidak hanya dipengaruhi oleh faktor ekonomi dan sosial yang dimodelkan, tetapi juga oleh faktor eksternal lain seperti struktur ketenagakerjaan, kualitas infrastruktur, dan kebijakan pembangunan daerah yang belum tercakup dalam model.

3.5 Hasil Prediksi Terhadap Data Aktual

Setelah memperoleh model *B-Spline* terbaik dengan orde variabel X_1 , X_2 , dan X_3 masing-masing bernilai $m = 2$ dengan jumlah *knot* 1. Dengan masing-masing *knot* optimal untuk variabel X_1 berada pada titik 54,28, variabel X_2 pada titik 70,63, serta variabel X_3 pada titik 8,99. Diperoleh nilai prediksi persentase penduduk miskin di Provinsi Sumatera Barat tahun 2024 berdasarkan 19 Kabupaten dan Kota. Dengan menerapkan model *B-Spline* linier berorde 2 dan jumlah titik *knot* 1 untuk masing-masing variabel, digunakan untuk memperkirakan persentase penduduk miskin, dan hasil estimasi dibandingkan dengan data aktual melalui grafik berikut.

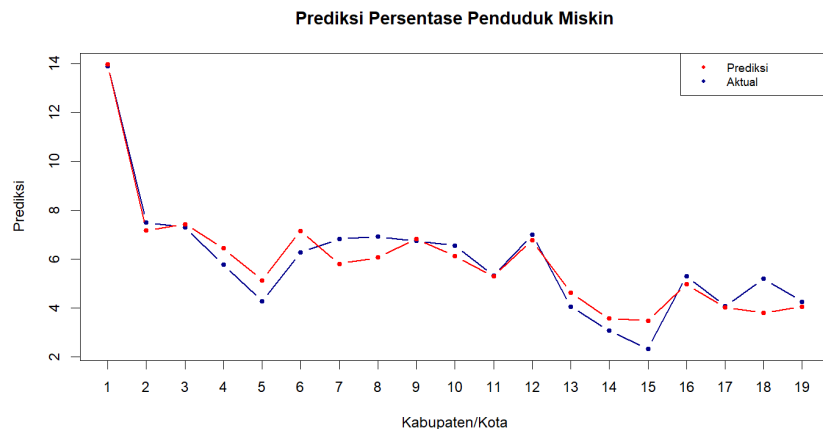
JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Imroatul Lathifah, Fadhilah Fitri, Fitri Mudia Sari



Gambar 3.2. Hubungan antara Variabel Independen dan Variabel Dependen berdasarkan Model Regresi *B-Spline*

Gambar 3.2 merepresentasikan model regresi nonparametrik *B-Spline* mampu merepresentasikan pola hubungan antara variabel-variabel independen dengan persentase penduduk miskin secara cukup baik, ditunjukkan oleh kesesuaian garis prediksi dengan sebaran data aktual. Pola kurva menunjukkan bahwa hubungan antarvariabel tidak bersifat linear, melainkan berfluktuasi mengikuti karakteristik data empiris. Secara umum, peningkatan pengeluaran per kapita untuk makanan dan tingkat partisipasi angkatan kerja cenderung berkorelasi positif dengan tingkat kemiskinan di beberapa wilayah, yang dapat mengindikasikan adanya ketimpangan struktur ekonomi atau dominasi sektor kerja berproduktivitas rendah. Sebaliknya, rata-rata lama sekolah menunjukkan pola negatif yang lebih stabil, menegaskan peran pendidikan dalam menekan tingkat kemiskinan. Namun demikian, titik kurva yang berlekuk-lekuk tajam pada beberapa bagian mengindikasikan potensi *overfitting*, di mana model terlalu menyesuaikan diri terhadap variasi lokal data sehingga dapat mengurangi kemampuan generalisasi pada sampel lain. Oleh karena itu, meskipun model *B-Spline* memberikan fleksibilitas tinggi dalam menangkap bentuk hubungan nonlinier, hasil ini perlu diinterpretasikan dengan kehati-hatian dan didukung oleh validasi model yang memadai.



Gambar 3.3. Persentase Penduduk Miskin (%) aktual vs prediksi berdasarkan Kab/kota

Gambar 3.3 memperlihatkan perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi persentase penduduk miskin di 19 kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Barat. Secara umum, model *B-Spline* menghasilkan pola prediksi yang cukup baik, namun terdapat perbedaan yang cukup mencolok antara nilai prediksi dan nilai aktual pada beberapa kabupaten/kota dengan karakteristik ekstrem. Kabupaten

Kepulauan Mentawai, yang memiliki tingkat kemiskinan tertinggi (13,89%), diprediksi sedikit lebih rendah dari nilai aktual, menunjukkan adanya bias negatif pada wilayah ekstrem atas (*upper extreme*). Sebaliknya, Kota Sawahlunto, yang memiliki tingkat kemiskinan terendah (2,33%), diprediksi lebih tinggi dari nilai sebenarnya, yang menunjukkan bias positif pada wilayah ekstrem bawah (*lower extreme*).

Di samping itu, Kota Payakumbuh tampak menyimpang dari kecenderungan umum kabupaten/kota lain sehingga menyebabkan spline mengikuti variasi lokal yang bukan bagian dari pola struktural. Fenomena ini berkaitan dengan *boundary effect* yang umum ditemui pada regresi nonparametrik, di mana kestabilan kurva menurun pada ujung domain akibat terbatasnya titik data yang menopang bentuk fungsi di wilayah tersebut. Akibatnya, model menjadi lebih rentan menangkap *noise* dibandingkan pola struktural sehingga menghasilkan indikasi *overfitting*. Kondisi ini juga menunjukkan bahwa kemampuan generalisasi model menjadi menurun pada wilayah ekstrem karena kurva *spline* menjadi sangat sensitif terhadap perubahan nilai lokal. Secara substantif, ketidakstabilan ini dapat menghasilkan prediksi yang kurang akurat pada wilayah ekstrem sehingga interpretasi kebijakan untuk daerah seperti Mentawai dan Sawahlunto perlu dilakukan secara hati-hati. Sebagai upaya mengatasi indikasi *overfitting* tersebut, penggunaan *Penalized Spline* menjadi relevan untuk penelitian selanjutnya. *Penalized Spline* mengombinasikan fleksibilitas *B-Spline* dengan penalti terhadap selisih antar-koefisien basis, sehingga perubahan koefisien yang terlalu tajam dapat dikendalikan. Mekanisme penalti ini membuat kurva lebih halus dan stabil, sehingga model tidak terlalu mengikuti variasi lokal yang bersifat *noise*. Dengan demikian, *Penalized Spline* lebih mampu mencegah *overfitting* dibandingkan *B-Spline* tanpa penalti.

Selanjutnya dilakukan evaluasi kinerja model menggunakan ukuran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berdasarkan perhitungan antara nilai aktual dan nilai prediksi pada Tabel 3.3, diperoleh nilai MAPE sebesar 11.02%. Dengan merujuk pada Tabel 2.2, yang memuat kriteria akurasi menurut Lewis (1982), nilai MAPE < 10% memiliki akurasi yang sangat baik, sedangkan MAPE rentang 10 – 20% termasuk dalam kategori prediksi baik. Kriteria ini juga digunakan secara luas dalam penelitian-penelitian lain sebagai acuan dalam menilai akurasi model peramalan [18];[27]. Nilai MAPE tersebut mengindikasikan bahwa model *B-Spline* mampu menghasilkan prediksi yang baik dengan kesalahan relatif yang minimal, sehingga dapat dianggap cukup representatif dalam menggambarkan variasi persentase penduduk miskin di Sumatera Barat.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa regresi nonparametrik *B-Spline* efektif dalam memodelkan hubungan nonlinier antara persentase penduduk miskin dan faktor sosial ekonomi di Sumatera Barat secara lebih fleksibel dibandingkan pendekatan parametrik. Model terbaik diperoleh pada orde dua dengan satu titik *knot* per variabel, menghasilkan R^2 sebesar 92,46% dan MAPE sebesar 11,02%, yang menunjukkan ketepatan prediksi yang baik. Secara empiris, rata-rata lama sekolah berperan dominan dalam menurunkan kemiskinan, sedangkan pengeluaran makanan dan partisipasi angkatan kerja menunjukkan pengaruh yang bervariasi antarwilayah. Penelitian ini memberikan kontribusi baru melalui penerapan metode *B-Spline* dan evaluasi akurasi menggunakan MAPE, yang belum banyak diterapkan pada studi serupa di Indonesia, serta menjadi masukan bagi kebijakan yang menekankan peningkatan pendidikan dan kualitas tenaga kerja. Meskipun terdapat indikasi *overfitting* pada beberapa bagian kurva, model secara keseluruhan tetap akurat dan relevan untuk prediksi kemiskinan di Sumatera Barat. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan pendekatan *Penalized Spline* atau mengoptimalkan jumlah *knot* untuk memperoleh hasil estimasi yang lebih stabil dan memperkuat validitas model.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada BPS Provinsi Sumatera Barat atas ketersediaan data, serta kepada dosen pengampu dan seluruh pihak yang telah memberikan arahan serta dukungan sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agus Triono, T., & Sangaji, R. C., 2023. Faktor Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan di Indonesia: Studi Literatur Laporan Data Kemiskinan BPS Tahun 2022. *Journal of Society Bridge*, 1(1), 59–67. <https://doi.org/10.59012/jsb.v1i1.5>
- [2] Aprieza, F., Ridwan, M. K., & Wilopo, W., 2022. Forecasting Analysis on Electricity Demand in the Special Region of Yogyakarta Under the Impact of the Covid-19 Pandemic. *ASEAN Journal of Systems Engineering*, 6(1), 12–20. <https://doi.org/10.22146/ajse.v6i1.75149>
- [3] Ariesta, D., Gusriani, N., & Parmikanti, K., 2021. Estimasi Parameter Model Regresi Nonparametrik B-Spline E Pada Angka Kematian Maternal. *Jurnal Matematika UNAND*, 10(3), 342–354. <https://doi.org/10.25077/jmu.10.3.342-354.2021>
- [4] Aryansah, M. P., & Suparti, S., 2024. Pemodelan Regresi Semiparametrik B Spline (Studi Kasus: Pengaruh Harga Emas dan Minyak Mentah Dunia Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan). *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 6(2), 140. <https://doi.org/10.13057/ijas.v6i2.79365>
- [5] Badan Pusat Statistik, 2025. Statistik Indonesia 2025. *Badan Pusat Statistik*, 1101001, 790.
- [6] Bakir, S. T., & Eubank, R. L. (2000). Nonparametric Regression and Spline Smoothing. *Technometrics*, 42(3), 318. <https://doi.org/10.2307/1271102>
- [7] Bharti, E., 2021. *The Effect of Education on Poverty*. Georgia Institute of Technology.
- [8] BPS Sumatera Barat., 2023. Sumatera Barat Dalam Angka 2023. *Padang*, 54, 1429.
- [9] BPS Sumbar., 2025. Provinsi sumatera barat dalam angka 2025. *Badan Statistik Provinsi Sumatera Barat*, 54, 282–283. <https://sumbar.bps.go.id/publication/2020/04/27/0bde2141fda787c1f0e923bf/provinsi-sumatera-barat-dalam-angka-2020.html>
- [10] De Hoyos, R. E., & Medvedev, D., 2011. Poverty effects of higher food prices: A global perspective. *Review of Development Economics*, 15(3), 387–402. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9361.2011.00615.x>
- [11] Devi, A. R., Mukid, M. A., & Yasin, H., 2014. Analisis Inflasi Kota Semarang menggunakan Metode Regresi Nonparametrik B-Spline . *Jurnal Gaussian*, 3(2), 193–202. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- [12] Erdoğan, M. S., 2025. On nonparametric estimating ROC curve based on non-uniform rational B-Spline . *PLOS ONE*, 1–16. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0330175>
- [13] Faharuddin, F., Yamin, M., Mulyana, A., & Yunita, Y., 2023. Impact of food price increases on poverty in Indonesia: empirical evidence from cross-sectional data. *Journal of Asian Business and Economic Studies*, 30(2), 126–142. <https://doi.org/10.1108/JABES-06-2021-0066>
- [14] Fajar, M., & Fajariyanto, E., 2023. Penerapan Smoothing B-Spline s Pada Hubungan Antara Pertumbuhan Ekonomi Dan Tingkat Kebahagiaan. *Jurnal Gaussian*, 11(4), 605–615. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.605-615>

- [15]Farizi, G. I., Permana, D., & Salma, A., 2024. Modeling of Employment Participation Rate Against the Percentage of Poor Population in East Java in 2023 Using *B-Spline* Method. *UNP Journal Of Statistics and Data Science*, 2, 381–385.
- [16]Laroussi, I., 2024. *B-Spline* Estimate of the Regression Function Under General Censorship Model. *Jordan Journal of Mathematics and Statistics*, 17(1), 179–197. <https://doi.org/10.47013/17.1.11>
- [17]Madden, D., & Smith, F., 2000. Poverty in Ireland, 1987-1994: A stochastic dominance approach. *Economic and Social Review*, 31(3), 187–214.
- [18]Montaño Moreno, J. J., Palmer Pol, A., Sesé Abad, A., & Cajal Blasco, B., 2013. El índice R-MAPE como medida resistente del ajuste en la previsión. *Psicothema*, 25(4), 500–506. <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>
- [19]Nasir, R. S., Wahid, M. A., Padang, D. R. A., Islamiyati, A., & Raupong, R., 2024. Analisis Kemiskinan di Sulawesi Selatan dengan Regresi Nonparametrik Berbasis *B-Spline* . *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 7(1), 27. <https://doi.org/10.13057/ijas.v7i1.80716>
- [20]Nur, M. T., Khoirotunnisa, D., Widyaningsih, W., & Nohe, D. A., 2022. Regresi Data Panel Untuk Memodelkan Persentase Kemiskinan Di Kalimantan Timur. *Prosiding Seminar Nasional Matematika Dan Statistika*, 2, 13. <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/SNMSA/article/view/901>
- [21]Rahasia, Z., Resmawan, R., & Isa, D. R., 2020. Pemodelan Data Time Series dengan Pendekatan Regresi Nonparametrik *B-Spline* . *AKSIOMA : Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 11(1), 9–16. <https://doi.org/10.26877/aks.v11i1.4903>
- [22]Rahman, M. A., Samsiah, N., Id, S., Hamdan, R., & Othman, Z. A., 2021. A clustering approach to identify multidimensional poverty indicators for the bottom 40 percent group. *PLOS ONE*, 1–25. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255312>
- [23]Rodríguez-álvarez, M. X., & Gonzalez, F., 2023. Multidimensional adaptive P-splines with application to neurons ' activity studies. *Biometrics*, Cc. <https://doi.org/10.1111/biom.13755>
- [24]Rohman, A. R., Pudjihardjo, M., & Susilo, S., 2023. How Labor Force Participation Mediating Poverty Rate by Others Factors. *International Journal of Environmental, Sustainability, and Social Science*, 4(5), 1650–1659. <https://doi.org/10.38142/ijess.v4i5.907>
- [25]Sasmita, Y., Budiman Johra, M., Jatmiko, Y. A., Lubis, D. A., Rahmad, R., & Sohibien, G. P. D., 2025. Quantile Regression with Constrained *B-Spline* s for Modelling Average Years of Schooling and Household Expenditure. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 17(1), 23–28. <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v17i1.793>
- [26]Sihombing, P. R., & Famalika, A., 2022. Penerapan Analisis Regresi Nonparametrik dengan Pendekatan Regresi Kernel dan Spline. *Jurnal Ekonomi Dan Statistik Indonesia*, 2(2), 172–181. <https://doi.org/10.11594/jesi.02.02.05>
- [27]Siregar, I. R., Nugraha, A., & Notodiputro, K. A., 2025. The Comparison Of Long Short-Term Memory and Bidirectional Long Short-Term Memory For. *Barekeng: Journal of Mathematics and Its Applications*, 19(1), 245–258.
- [28]Tipka, J., & Ramly, F., 2025. the Effect of Economic Growth, Labor Force Participation Rate, and Human Development Index on Poverty in Maluku (2010-2022): Multiple Linear Regression Approach. *Variance: Journal of Statistics and Its Applications*, 7(1), 61–72.

<https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/variance/>

- [29]Wahyuningsih, T. D., Handajani, S. S., & Indriati, D, 2018. Penerapan Generalized Cross Validation dalam Model Regresi Smoothing Spline pada Produksi Ubi Jalar di Jawa Tengah. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 1(2), 117–125.
- [30]Witte, D. De, Abad, A. A., Neyens, T., Verbeke, G., & Molenberghs, G., 2024. A joint penalized spline smoothing model for the number of positive and negative COVID- 19 tests. *PLOS ONE*, 1–21. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0303254>
- [31]Wulandary, S., & Purnama, D. I., 2020. Perbandingan Regresi Nonparametrik Kernel Dan *B-Spline* s Pada Pemodelan Rata-Rata Lama Sekolah Dan Pengeluaran Perkapita Di Indonesia. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 1(2), 89–97. <https://doi.org/10.34312/jjps.v1i2.7501>