

Penerapan *Small Area Estimation* Berbasis *Hierarchical Bayes* untuk Estimasi Anak Tidak Sekolah di Provinsi Kalimantan Barat

Muhammad Usman^{1*}, Ria Hayatun Nur², Ana Uluwiyah³, Ani Lestariningsih⁴, Theresia Widji Astuti⁵, Fathushahib⁶, Heldi Hastriyandi⁷, Sanusi⁸

^{1,5,6,7} Manajemen Informatika, Politeknik Negeri Sambas, Sambas, Indonesia

² BPS Kabupaten Sambas; Kalimantan Barat, Indonesia

³ Pusdiklat BPS; Jakarta, Indonesia

⁴ BPS-RI; Jakarta, Indonesia

⁸ Teknik Informatika, Universitas Teuku Umar, Meulaboh, Indonesia

Email: ¹usman.mtaib2@gmail.com*, ²ria.hayatun@bps.go.id, ³aluwiyah@bps.go.id, ⁴elen@bps.go.id, ⁵theresiawidjiastuti@gmail.com, ⁶fathushahib@gmail.com, ⁷heldihastriyandi@gmail.com, ⁸sanusi@utu.ac.id,

INFORMASI ARTIKEL (8 pt)

ABSTRAK

Sejarah Artikel:
Diterima: 3 Mei 2026
Revisi: 10 Mei 2026
Diterbitkan: 30 Mei 2026

Kata Kunci:
Small Area Estimation, *Hierarchical Bayes Beta*, EBLUP, Anak Tidak Sekolah, Kalimantan Barat.

Penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi persentase anak berusia 7–17 tahun yang tidak bersekolah pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat dengan menggunakan pendekatan *Small Area Estimation* (SAE). *Relative Standard Error* (RSE) di atas 25% sering dihasilkan dari estimasi langsung data Susenas, sehingga kurang reliabel untuk dasar pengambilan kebijakan. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini membandingkan dua metode estimasi tidak langsung, yaitu *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP) dan *Hierarchical Bayes Beta* (HB Beta). Data utama bersumber dari Susenas Maret 2023, sedangkan variabel penyerta diambil dari Podes 2024, publikasi BPS, serta data APBD pendidikan dan infrastruktur pendidikan. Hasil analisis menunjukkan bahwa model EBLUP masih menghasilkan dua wilayah dengan RSE di atas 25%, sedangkan model HB Beta mampu menurunkan seluruh nilai RSE menjadi di bawah 25% (rata-rata 6,45%). Selain itu, model HB Beta terbukti konvergen berdasarkan *trace plot*, *density plot*, dan *autocorrelation plot*. Kabupaten Kubu Raya memiliki persentase anak tidak sekolah terendah (5,63%), sedangkan Kabupaten Sanggau tertinggi (11,98%). Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan metode SAE HB Beta efektif dalam meningkatkan reliabilitas estimasi anak tidak sekolah pada level kabupaten/kota di Kalimantan Barat dan dapat menjadi dasar perumusan kebijakan pendidikan berbasis data yang lebih presisi.

Copyright © 2026 Jurnal Teknologi Informasi UTU
All rights reserved

1. Pendahuluan

Provinsi Kalimantan Barat dengan luas wilayah 147.307 km² dan terdiri dari 12 kabupaten serta dua kotamadya menghadapi kompleksitas permasalahan pendidikan yang multidimensional. Data statistik menunjukkan bahwa Angka Harapan Lama Sekolah (HLS) Kalimantan Barat pada tahun 2024 mencapai 12,68 tahun, menunjukkan peningkatan 0,08 tahun dibandingkan tahun 2020. Meskipun tren positif ini menggembirakan, Rata-rata Lama Sekolah (RLS) yang hanya mencapai 7,78 tahun masih jauh dari target wajib belajar 12 tahun [1]. Data ini menggambarkan kesenjangan signifikan antara harapan dan realitas pencapaian pendidikan di Kalimantan Barat.

Analisis data partisipasi sekolah menunjukkan variasi yang signifikan antar kabupaten/kota di Kalimantan Barat. Pada kelompok usia 16-18 tahun, persentase anak yang masih bersekolah berkisar

dari 52,88 persen di Kabupaten Sanggau hingga 80,29 persen di Kota Pontianak. Disparitas ini mengindikasikan adanya ketimpangan akses dan kualitas pendidikan yang memerlukan intervensi kebijakan yang spesifik dan berbasis bukti empiris. Kabupaten Sambas sebagai salah satu wilayah dengan tantangan pendidikan serius mencatat rata-rata lama sekolah 6,72 tahun pada 2021. Angka ini menjadi tantangan pendidikan serius karena masih setara jenjang SD. Kondisi ini memang menunjukkan tingkat pendidikan masyarakat di Kalbar masih relatif rendah, bahkan hingga kini, dengan rata-rata lama sekolah masih di bawah 8 tahun dan Angka Partisipasi Sekolah (APS) SMA yang hanya sekitar 69% pada 2021 [2].

Estimasi langsung dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) pada level kabupaten/kota seringkali menghasilkan *Relative Standard Error (RSE)* yang tinggi ($>25\%$), sehingga kurang reliabel untuk dijadikan dasar pengambilan Keputusan. Indikator yang dihasilkan dari estimasi Susenas dengan RSE tinggi berdampak pada rendahnya tingkat reliabilitas data sehingga hasil tersebut kurang layak dijadikan dasar pengambilan keputusan kebijakan di tingkat kabupaten/kota. Ketidakakuratan data dengan RSE lebih dari 25 persen berarti hasil estimasi cenderung tidak mencerminkan kondisi sebenarnya dan berpotensi menyebabkan kebijakan yang tidak tepat sasaran atau kurang efektif. Akibatnya, alokasi sumber daya atau pelaksanaan program pembangunan berbasis pada data tersebut bisa menyimpang dari kebutuhan nyata masyarakat di wilayah terkait.

Studi yang dilakukan sebelumnya oleh Trihandika et al. (2024) terhadap 56 kabupaten/kota di seluruh Pulau Kalimantan mengidentifikasi bahwa terdapat 29 wilayah (51,8%) menghasilkan estimasi langsung dengan RSE di atas 25%, hal ini menunjukkan urgensi penerapan metode estimasi tidak langsung untuk meningkatkan presisi estimasi pada level area kecil [3]. *Small Area Estimation (SAE)* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk meningkatkan presisi estimasi pada area kecil dengan memanfaatkan informasi tambahan dari variabel penyerta [4]. Metode ini menjadi alternatif metodologis yang dapat digunakan untuk mengatasi keterbatasan estimasi langsung, khususnya dalam konteks wilayah dengan karakteristik geografis dan sosio demografis yang beragam seperti Kalimantan Barat.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengestimasi persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat, dan untuk memahami karakteristik anak yang tidak bersekolah pada kelompok usia tersebut di tingkat kabupaten/kota. Penulis memilih metode yang paling efektif untuk memperoleh nilai *Relative Standard Error (RSE)* yang rendah, sehingga estimasi parameter yang diperoleh memiliki tingkat presisi yang tinggi dan dapat dipercaya. Pendekatan yang digunakan adalah metode *Small Area Estimation (SAE)* dengan model yang sesuai untuk meminimalkan RSE, sehingga hasil estimasi di level kabupaten/kota menjadi lebih andal dan akurat.

Studi terkait anak tidak bersekolah dengan pendekatan *Small Area Estimation (SAE)* masih tergolong terbatas. Beberapa studi yang dijadikan acuan antara lain dilakukan oleh Firmando dan Ubaidillah (2021), melakukan estimasi angka partisipasi kasar pada jenjang pendidikan dasar menggunakan metode estimasi EBLUP dan Spatial EBLUP. Metode tersebut digunakan untuk memberikan estimasi yang lebih akurat pada tingkat kabupaten/kota. Studi tersebut menyatakan bahwa Model SAE HB dengan distribusi normal mampu menurunkan nilai *Relative Standard Error (RSE)* hingga rata-rata 9,73% (turun 65,87% dibanding estimasi langsung) [5]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Ikhsan, Ratu, dan Nurizza (2019) memperkirakan angka partisipasi kasar perguruan tinggi di wilayah Pulau Kalimantan menggunakan metode EBLUP. Metode SAE dengan model EBLUP-DB (*Difference Benchmarking*) menghasilkan estimasi dengan nilai RSE lebih kecil dibandingkan metode EBLUP-FH dan estimasi langsung [6].

Menurut berbagai penelitian sebelumnya, topik mengenai angka putus sekolah telah banyak dikaji. Namun, studi kuantitatif yang membahas angka tidak sekolah masih jarang ditemukan. Angka putus sekolah menggambarkan proporsi individu yang berhenti di tengah suatu jenjang pendidikan, sedangkan angka tidak sekolah mengindikasikan mereka yang sama sekali belum pernah bersekolah atau tidak sempat mengenyam pendidikan formal. Penelitian ini memberikan kontribusi metodologis melalui perbandingan dua pendekatan estimasi *Small Area Estimation (SAE)*, yaitu EBLUP dan HB Beta, pada studi kasus persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah di Provinsi Kalimantan Barat pada tingkat kabupaten/kota. Hasil pengujian menunjukkan bahwa estimasi pada level kabupaten/kota memiliki reliabilitas yang baik, ditunjukkan oleh nilai RSE di setiap kabupaten/kota yang berada di bawah 25 persen. Selain itu, saat ini belum terdapat penelitian yang memilih Kalimantan

Barat sebagai lokus untuk mengestimasi persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah pada level kabupaten/kota.

2. Metodologi Penelitian

2.1 *Small Area Estimation (SAE)*

Penelitian ini menggunakan desain kuantitatif dengan pendekatan analitis komparatif untuk membandingkan dua metode *Small Area Estimation (SAE)*, yaitu *EBLUP* dan *Hierarchical Bayes Beta (HB Beta)*, dalam mengestimasi persentase anak tidak sekolah usia 7–17 tahun pada level kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat. Analisis dilakukan secara deskriptif dan inferensial, menggabungkan eksplorasi data, pemodelan statistik, dan evaluasi presisi hasil estimasi. Metode *Small Area Estimation (SAE)* merupakan metode estimasi tidak langsung yang dilakukan dengan melakukan observasi sampel area yang berdekatan dan memanfaatkan informasi tambahan. Terdapat dua model *SAE* yang lazim digunakan, yaitu model implisit, di mana proses estimasi langsungnya didasarkan pada desain *sampling*, dan model eksplisit, di mana proses estimasi didasarkan pada pengaruh acak area kecil dan varians variabel penyerta. Contoh dari model eksplisit adalah metode *EBLUP* dan *EB* [4].

2.2 Pendekatan *Empirical Best Linier Unbiased Prediction (EBLUP)*

Empirical Best Linear Unbiased Predictor (EBLUP) adalah pengembangan Model *BLUP*, dimana varians dan koefisien regresinya tidak diketahui sehingga perlu untuk dilakukan estimasi. Metode ini merupakan metode *SAE* yang cocok digunakan pada data yang bersifat kontinu. Model *EBLUP* berbasis area level, bisa disebut juga *EBLUP Fay Herriot (EBLUP-FH)*, dirumuskan melalui persamaan berikut [7]:

$$\theta_i = x^T \beta + b_i v_i + e_i \quad (1)$$

dengan θ_i adalah notasi untuk variabel respon (yang diestimasi) pada area ke- i , $i = 1, \dots, m$, dengan m adalah jumlah area, x^T merupakan vektor dari variabel prediktor, dan b_i merupakan konstanta yang bernilai 1. Asumsi dalam metode *EBLUP* di antaranya, $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$ dengan σ_v^2 merupakan varians pengaruh acak area, serta $e_i \sim N(0, \phi_i^2)$ dimana nilai ϕ_i^2 diketahui melalui data sampel, serta v_i dan e_i saling independen. Nilai akurasi model *SAE* dengan metode *EBLUP* dapat dilihat berdasarkan nilai *Mean Square Error (MSE)*. Nilai *MSE EBLUP* dapat dihitung melalui persamaan berikut [8]:

$$mse(\hat{\theta}_i^{EBLUP}) = g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2) \quad (2)$$

dengan

$$g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) = \frac{\hat{\sigma}_v^2 b_i^2 \psi_i}{\psi_i \hat{\sigma}_v^2 b_i^2} = \hat{\gamma}_i \psi_i \quad (3)$$

$$g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) = (1 - \hat{\gamma}_i)^2 x_i^T \left[\sum_{i=1}^m \frac{x_i x_i^T}{\psi_i + \hat{\sigma}_v^2 b_i^2} \right]^{-1} x_i \quad (4)$$

$$g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2) = \psi_i^2 b_i^4 (\psi_i + \hat{\sigma}_v^2 b_i^2)^{-3} \bar{V} \hat{\sigma}_v^2 \quad (5)$$

$$\bar{V}(\hat{\sigma}_v^2) = 2 \left(\sum_{i=1}^m \frac{b_i^4}{(\hat{\sigma}_v^2 b_i^2 + \psi_i)^2} \right)^{-1} \quad (6)$$

2.3 Pendekatan *Hierarchical Bayes Beta (HB Beta)*

Model *SAE HB* digunakan apabila asumsi pada metode *SAE EBLUP* tidak terpenuhi. Estimasi *SAE HB* yang menggunakan data berdistribusi Beta disebut sebagai model *SAE HB Beta*, di mana nilai domain berada di antara 0 dan 1. Penduga parameter dan varians model *HB Beta* dapat dirumuskan sebagai berikut [7]:

$$\theta_i^{HB} = E(\theta_i | \theta_i) \quad (7)$$

$$V(\theta_i^{HB}) = V(\theta_i | \theta_i) \quad (8)$$

Nilai penduga parameter dan varians model HB Beta diperoleh melalui metode numerik *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Carlin (2013) menyatakan bahwa MCMC dapat mengurangi beban komputasi dalam penyelesaian algoritma yang kompleks sehingga pendekatan ini dinilai sangat efektif. Distribusi posterior dari Bayesian yang rumit dapat diselesaikan dengan menggunakan pendekatan MCMC. Pada saat menggunakan metode HB Beta, terdapat istilah *burn in* dan *thin*. *Burn in* menyatakan banyaknya periode sampel pertama pada proses MCMC yang tidak digunakan dalam perhitungan estimasi parameter (Johansen, 2010). Sementara itu, *thin* menyatakan periode pengambilan sampel pada urutan proses MCMC untuk digunakan dalam perhitungan estimasi parameter [9].

2.4 Anak Tidak Sekolah

Menurut BPS, anak tidak sekolah diartikan sebagai anak kelompok usia sekolah yang melanjutkan sekolah atau tidak menamatkan suatu jenjang pendidikan tertentu. Dalam penelitian ini, yang dimaksud kelompok usia sekolah adalah usia 7-17 tahun. Persentase anak tidak sekolah (ATS) dapat dihitung dengan formula berikut:

$$\text{Persentase ATS} = \frac{\text{jumlah penduduk Usia 7-17 tahun yang tidak bersekolah}}{\text{Jumlah penduduk usia 7-17 tahun}} \times 100\% \quad (9)$$

Anak tidak sekolah di suatu wilayah dapat dipengaruhi oleh kesadaran masyarakat akan kondisi ekonomi dan ketersediaan fasilitas pendidikan. Kondisi ekonomi masyarakat dapat diamati dari pengeluaran perkapita rumah tangga [10]. Guntur dan Lobo (2017) dalam penelitiannya menemukan bahwa daerah tempat tinggal dan pekerjaan kepala rumah tangga berpengaruh terhadap anak putus sekolah. Kondisi wilayah tempat tinggal dan pekerjaan kepala rumah tangga menunjukkan kondisi ekonomi keluarga tersebut. Keterbatasan ekonomi rumah tangga menjadikan alasan seorang anak untuk tidak bersekolah. Faktor lain yang dapat mempengaruhi anak tidak bersekolah di suatu wilayah adalah tersedianya fasilitas pendidikan. Jumlah fasilitas pendidikan, akses terhadap sarana pendidikan, dan biaya yang dikeluarkan untuk pendidikan berpengaruh terhadap anak tidak bersekolah [11].

Data utama penelitian menggunakan data Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) Maret 2023, khususnya variabel anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah pada level kabupaten/kota. Variabel penyerta diperoleh dari Data Potensi Desa (Podes) 2024, publikasi Dinas Pendidikan, BPS (Kabupaten/Kota dalam Angka 2024), data APBD pendidikan, serta data infrastruktur pendidikan. Penelitian dilaksanakan di seluruh wilayah Provinsi Kalimantan Barat (dua belas kabupaten dan dua kota) selama September s.d. Oktober 2025.

Penelitian ini menggunakan desain kuantitatif dengan pendekatan analitis komparatif untuk membandingkan dua metode *Small Area Estimation* (SAE), yaitu EBLUP dan *Hierarchical Bayes Beta* (HB Beta), dalam menduga persentase anak tidak sekolah usia 7–17 tahun pada level kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat. Analisis dilakukan secara deskriptif dan inferensial, menggabungkan eksplorasi data, pemodelan statistik, dan evaluasi presisi hasil estimasi.

Tahapan analisis yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi:

1. Melakukan identifikasi variabel penyerta melalui studi literatur terkait, dilanjutkan dengan proses seleksi variabel berdasarkan koefisien korelasi dan tingkat signifikansi statistik terhadap variabel respon.
2. Penerapan estimasi tidak langsung menggunakan EBLUP melalui tiga tahap: (1) pengujian asumsi normalitas pada estimasi langsung variabel dependen menggunakan uji Liliefors dan Jarque Berra; (2) estimasi parameter model; (3) pendugaan varian komponen acak dengan metode EBLUP.
3. Pendugaan dengan pendekatan HB Beta dan dilakukan perhitungan parameter serta varians efek acak menggunakan metode HB Beta.
4. Melakukan perbandingan antara hasil estimasi tidak langsung menggunakan metode EBLUP dan HB dengan estimasi langsung melalui analisis nilai RSE melalui persamaan berikut:

$$RSE(\hat{\theta}_i) = \frac{SE(\hat{\theta}_i)}{\hat{\theta}_i} \times 100\% \quad (10)$$

3. Hasil dan Pembahasan

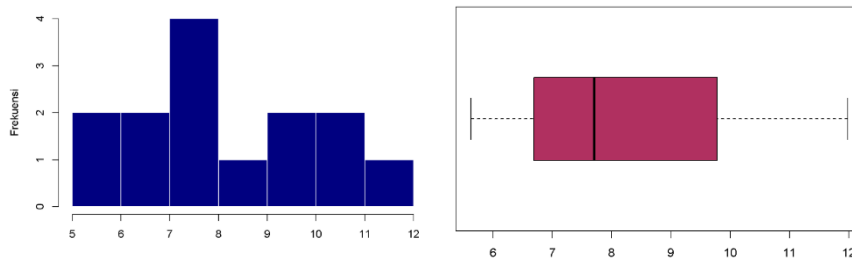
3.1 Eksplorasi Penduga Langsung

Statistik deskriptif terkait persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah di Provinsi Kalimantan Barat ditampilkan pada Tabel 1. Secara keseluruhan, rata-rata persentase anak yang tidak bersekolah mencapai 8,20 persen. Kabupaten Kubu Raya merupakan kabupaten yang memiliki persentase terendah, yaitu 5,63 persen, sedangkan Kabupaten Sanggau merupakan kabupaten yang memiliki persentase tertinggi sebesar 11,98 persen untuk angka anak tidak sekolah.

Tabel 1. Deskriptif Estimasi Langsung Persentase Anak Tidak Bersekolah (Usia 7–17 Tahun) di Kabupaten/Kota Provinsi Kalimantan Barat Tahun 2023

Statistik	Persentase
N	14
Min	5.630
Mean	8.200
Median	7.705
Max	11.980

Gambar 1 menyajikan histogram dan boxplot yang menggambarkan distribusi persentase anak tidak bersekolah di Provinsi Kalimantan Barat. Pola distribusi data ATS menunjukkan kecenderungan normal, yang dikonfirmasi melalui hasil uji normalitas Lilliefors dengan nilai 0,17084 dan *p-value* sebesar 0,3259, serta uji Jarque–Bera dengan nilai JB 0,73673 dan *p-value* sebesar 0,6919. Berdasarkan hasil tersebut, data penduga langsung mengenai persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah di tingkat kabupaten/kota Provinsi Kalimantan Barat dapat dikatakan memenuhi asumsi distribusi normal.



Gambar 1. Histogram dan Boxplot Persentase Anak Usia 7-17 Tahun yang Tidak Bersekolah di Kabupaten/Kota Provinsi Kalimantan Barat

Selain analisis terhadap distribusi penduga langsung, penelitian ini juga mengevaluasi nilai RSE guna mengidentifikasi daerah dengan tingkat ketidakpastian estimasi yang melebihi 25 persen. Dari 14 kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat, ditemukan dua wilayah dengan nilai RSE di atas ambang tersebut, yakni Kabupaten Melawi dan Kabupaten Kayong Utara.

3.2 Eksplorasi Variabel Penyerta

Uji korelasi Pearson dilakukan untuk menilai hubungan linier antara persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah dan beragam faktor penawaran serta akses pendidikan. Dengan ukuran sampel sekitar 14 wilayah ($df = 12$), hasil menunjukkan bahwa akses fisik ke sekolah merupakan determinan terkuat. Terdapat korelasi positif yang signifikan antara tidak_sekolah dan jarak ke fasilitas pendidikan, terutama pada jenjang menengah atas: jarak_sma ($r = 0,71$; $p = 0,0045$), jarak_sma_sdrjt ($r = 0,66$; $p = 0,0096$), jarak_ma ($r = 0,65$; $p = 0,0125$), serta jarak_smk ($r = 0,53$; $p = 0,0486$). Temuan ini mengindikasikan bahwa semakin jauh lokasi sekolah, khususnya jenjang SMA/MA/SMK, semakin tinggi proporsi anak yang tidak bersekolah. Jarak jenjang pertama dan menengah pertama juga berasosiasi positif (mis. jarak_mi dan jarak_mts, $p < 0,05$), sedangkan jarak_smp bersifat nyaris signifikan ($p = 0,051$).

Sebaliknya, indikator akses yang diukur sebagai persentase penduduk yang memiliki akses ke satuan Pendidikan, menunjukkan korelasi negatif yang konsisten dan signifikan dengan

tidak_sekolah. Misalnya persen_akses_mts ($r = -0,69$; $p = 0,0062$), persen_akses_mi ($r = -0,66$; $p = 0,0095$), persen_akses_ma ($r = -0,64$; $p = 0,0138$), hingga persen_akses_sma ($r = -0,59$; $p = 0,026$). Daerah dengan akses yang lebih baik cenderung memiliki tingkat ketidakekolahan yang lebih rendah.

Pada sisi kapasitas, ketersediaan sekolah dan guru di jalur madrasah (MI/MTs/MA) berhubungan negatif signifikan dengan tidak_sekolah. Jumlah MA ($r = -0,63$; $p = 0,0166$), MTs ($r = -0,57$; $p = 0,0319$), dan MI ($r = -0,53$; $p = 0,0494$) serta jumlah guru MA ($r = -0,63$; $p = 0,0160$), MTs ($r = -0,60$; $p = 0,0238$), dan MI ($r = -0,55$; $p = 0,0431$) mengindikasikan bahwa peningkatan kapasitas satuan pendidikan berasosiasi dengan penurunan ketidakekolahan. Konsisten dengan itu, indikator partisipasi (jumlah murid) pada jenjang MI/MTs/MA juga berkorelasi negatif signifikan, misalnya murid_ma ($r = -0,66$; $p = 0,0108$) dan murid_mts ($r = -0,64$; $p = 0,0143$), menunjukkan bahwa wilayah dengan partisipasi belajar yang tinggi cenderung memiliki proporsi anak tidak bersekolah yang lebih rendah.

Untuk faktor lingkungan, elevasi berkorelasi positif ($r = 0,62$; $p = 0,0176$), searah dengan hipotesis hambatan geografis (wilayah lebih tinggi/terpencil berpotensi mengurangi akses). persen_non_listrik juga berkorelasi positif ($r = 0,53$; $p = 0,049$), mengindikasikan bahwa keterbatasan layanan dasar dapat memperburuk ketidakekolahan. Adapun korelasi negatif pada kebakaran_hutan ($r = -0,65$; $p = 0,012$) kemungkinan mencerminkan korelasi tak langsung (misalnya perbedaan kepadatan/aktivitas ekonomi), sehingga perlu pengujian multivariat untuk menilai kestabilan arah dan besarnya efek.

Analisis korelasi antara tidak_sekolah dan sejumlah variabel struktural serta sosioekonomi menunjukkan hasil yang bervariasi. Akses terhadap pendidikan menengah atas (SMA sederajat) memiliki hubungan negatif yang signifikan dengan tingkat ketidakekolahan ($r = -0,611$; $p = 0,0202$), mengindikasikan bahwa semakin banyak penduduk yang memiliki akses terhadap SMA sederajat, semakin rendah proporsi anak yang tidak bersekolah. Sebaliknya, persentase rumah tangga tanpa listrik menunjukkan korelasi positif signifikan ($r = 0,534$; $p = 0,0492$), yang berarti keterbatasan infrastruktur dasar berpotensi meningkatkan ketidakekolahan. Variabel lain seperti jumlah SD dan SMP sederajat, DAU pendidikan, PDRB per kapita, serta proporsi penduduk tani dan pedesaan menunjukkan arah hubungan yang sesuai dengan teori (misalnya: daerah pedesaan dan pertanian cenderung memiliki ketidakekolahan lebih tinggi), namun belum signifikan secara statistik pada taraf 5%. Temuan ini menunjukkan bahwa akses fisik dan infrastruktur dasar (terutama listrik dan sekolah menengah atas) masih menjadi faktor dominan yang berasosiasi dengan partisipasi pendidikan anak usia sekolah.

Tabel 2. Korelasi antara beberapa Variabel Penyerta dengan Indikator Target

Variabel	Korelasi
Jumlah SD sederajat	0,2853
Jumlah SMP sederajat	-0,0726
Akses SMA sederajat	-0,6113
DAU Pendidikan	0,4767
PDRB Perkapita	-0,2164
persen_non_listrik	0,5340
persen_tani	0,4372
persen_perdesaan	0,4349

4 Pembahasan

4.1 SAE EBLUP

Hasil pengujian normalitas menggunakan uji Lilliefors dan Jarque–Bera menunjukkan bahwa variabel persentase anak tidak bersekolah berdistribusi normal. Meskipun demikian, estimasi langsung masih menghasilkan nilai RSE yang melebihi 25 persen, sehingga model tersebut belum dapat dikategorikan reliabel. Untuk memperbaiki hal tersebut, dilakukan estimasi menggunakan pendekatan *Small Area Estimation* (SAE) dengan metode EBLUP. Tabel 3 menyajikan hasil estimasi parameter menggunakan metode EBLUP, yang menunjukkan bahwa variabel jumlah

SD/ sederajat dan DAU pendidikan berpengaruh positif terhadap persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah di Provinsi Kalimantan Barat, sedangkan variabel jumlah SMP/ sederajat berpengaruh negatif.

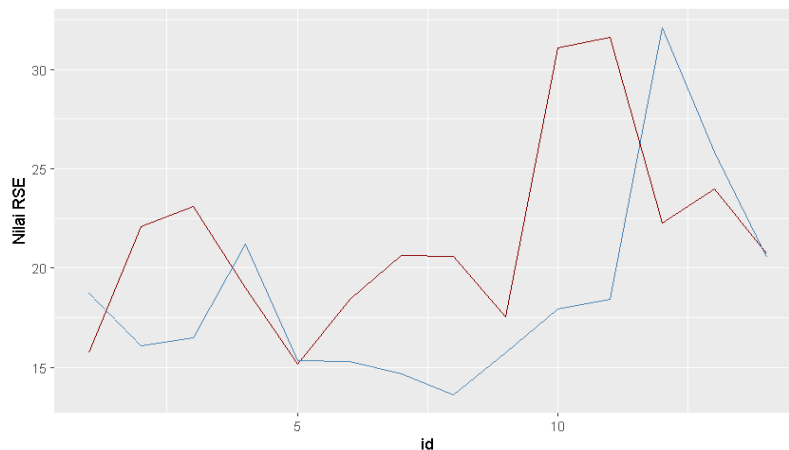
Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter Menggunakan SAE EBLUP

Variabel	Koefisien	Std. Error	t-value	p-value
intersep	6.6054	1.7143	3.8530	0.0001***
Jumlah SD sederajat	0.0129	0.0086	1.5009	0.1333
Jumlah SMP sederajat	-0.0370	0.0165	-2.2398	0.0251*
DAU Pendidikan	0.0119	0.0252	0.4732	0.6361

Keterangan: *) signifikan pada tingkat signifikansi 5%

Untuk menguji reliabilitas model SAE EBLUP, dihitung nilai RSE di setiap kabupaten/kota. Berdasarkan Tabel 4, Kabupaten Kubu Raya dan Kota Pontianak masih memiliki nilai RSE di atas 25 persen. Hal ini menunjukkan bahwa estimasi SAE EBLUP belum reliabel, sehingga analisis dilanjutkan dengan metode SAE HB Beta. Hasil analisis *Relative Standard Error* (RSE) pada Gambar 2 menunjukkan perbandingan antara metode estimasi langsung (*direct estimation*) dan metode SAE EBLUP untuk setiap wilayah pengamatan. Secara umum, terlihat bahwa nilai RSE yang dihasilkan oleh metode EBLUP cenderung lebih rendah dibandingkan metode langsung pada hampir seluruh wilayah. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model EBLUP memberikan estimasi dengan tingkat presisi yang lebih tinggi serta variabilitas yang lebih kecil antar area. Pada beberapa wilayah, terutama di sekitar id 5 dan id 9–11, nilai RSE hasil estimasi langsung meningkat tajam hingga di atas 30 persen, sementara nilai RSE EBLUP relatif lebih terkendali pada kisaran 15–20 persen. Perbedaan ini menunjukkan bahwa metode EBLUP mampu menekan ketidakpastian estimasi dengan lebih baik, terutama pada wilayah dengan ukuran sampel kecil atau data yang bervariasi secara ekstrem. Meskipun pola perubahan RSE antar wilayah menunjukkan tren yang serupa antara kedua metode, fluktuasi nilai RSE EBLUP terlihat lebih halus dan stabil dibandingkan metode langsung.

Secara metodologis, peningkatan kinerja EBLUP ini disebabkan oleh kemampuannya dalam memanfaatkan informasi antar area melalui model efek acak (*random effects model*). Pendekatan ini memungkinkan estimasi pada satu wilayah diperkuat oleh data wilayah lain yang memiliki karakteristik serupa, sehingga menghasilkan varian yang lebih kecil. Dengan demikian, metode EBLUP dinilai lebih efisien dan handal dalam konteks *Small Area Estimation* (SAE), terutama ketika ketersediaan data per wilayah terbatas.



Gambar 2. Hasil Perbandingan Nilai RSE antara pendugaan langsung dan pendugaan tidak langsung dengan SAE EBLUP

Untuk menguji reliabilitas model SAE EBLUP, dilakukan perhitungan RSE di setiap kabupaten/kota. Hasil pada Tabel 4 menunjukkan bahwa Kabupaten Kubu Raya dan Kota Pontianak

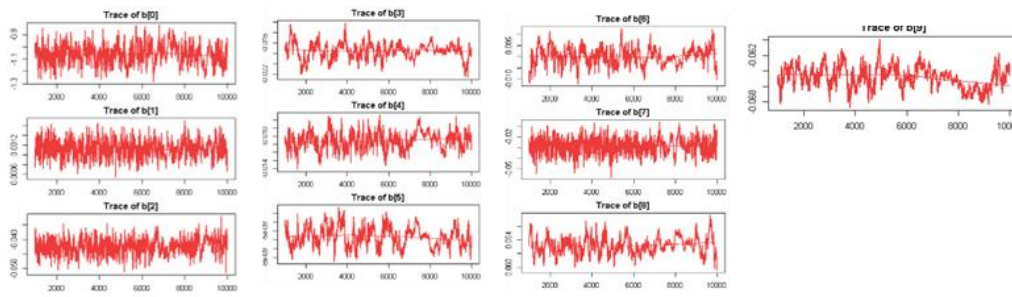
masih memiliki nilai RSE di atas 25 persen, menandakan bahwa hasil estimasi metode tersebut belum cukup reliabel. Dengan demikian, estimasi dilanjutkan menggunakan metode SAE HB Beta.

Tabel 4. Jumlah Kabupaten/Kota Berdasarkan Nilai RSE

Nilai RSE	Jumlah Kabupaten/Kota
RSE < 25%	12
25% < RSE < 50%	2
>50%	0

4.2 SAE HB Beta

Untuk memperoleh estimasi persentase Anak Tidak Sekolah yang lebih reliabel, analisis dilanjutkan dengan metode SAE HB Beta menggunakan seluruh variabel penyerta. Model mencapai konvergensi setelah 100 kali pembaruan iterasi dengan *burn-in* 2.000 dari total 20.000 iterasi MCMC dan *thin* sebesar 2. Hasil konvergensi model SAE HB Beta ditunjukkan pada grafik berikut:

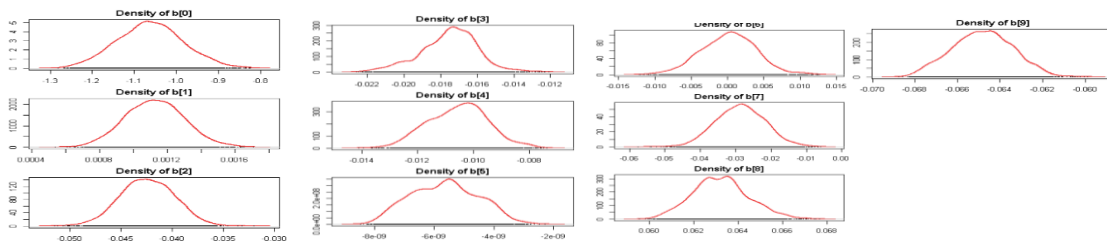


Gambar 3. Trace Plot Parameter SAE HB Beta

Grafik Trace plot digunakan untuk menunjukkan konvergensi parameter setelah melalui proses *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) [12]. Gambar 3 menunjukkan *trace plot* nilai rata-rata estimasi parameter telah mencapai kestabilan dan tidak menunjukkan pola periodik tertentu. Hal ini mengindikasikan bahwa seluruh rantai Markov telah berada pada kondisi stasioner.

Gambar 4 menunjukkan *density plot* yang memiliki distribusi parameter model berbentuk halus dan simetris, menyerupai distribusi normal. Gambar menunjukkan hasil distribusi posterior dari parameter regresi β_0 hingga β_9 yang diperoleh melalui estimasi menggunakan pendekatan *Hierarchical Bayesian* dengan metode simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Setiap panel menggambarkan bentuk kepadatan posterior dari masing-masing parameter, di mana sumbu horizontal menunjukkan nilai kemungkinan parameter β_i dan sumbu vertikal menunjukkan kepadatan probabilitasnya. Secara umum, seluruh parameter model menunjukkan pola distribusi yang simetris dan menyerupai distribusi normal dengan satu puncak. Pola ini mengindikasikan bahwa proses estimasi Bayesian telah berkonvergensi dengan baik, serta tidak terdapat indikasi ketidakstabilan atau multimodalitas pada hasil rantai MCMC.

Parameter β_0 (*intercept*) memiliki nilai tengah distribusi yang menunjukkan nilai konstanta model yang relatif rendah. Sementara itu, parameter β_1 hingga β_4 memiliki nilai tengah positif dengan magnitudo kecil yang menunjukkan pengaruh positif namun relatif lemah terhadap variabel respon. Sebaliknya, parameter β_6 hingga β_9 cenderung memiliki nilai tengah negatif kecil, menandakan pengaruh negatif ringan terhadap hasil estimasi. Parameter β_5 menunjukkan nilai posterior mendekati nol, yang menandakan efeknya terhadap model tidak signifikan.

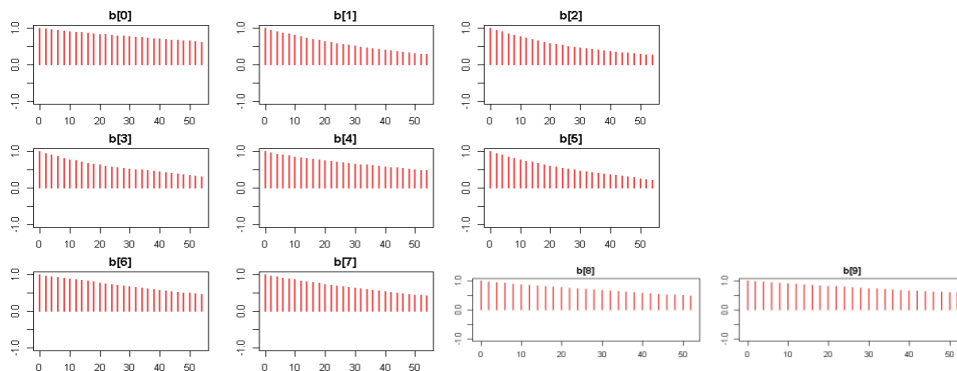


Gambar 4. Density Plot Parameter SAE HB Beta

Distribusi yang sempit di sekitar nilai tengah juga menunjukkan tingkat presisi yang tinggi dalam estimasi setiap parameter. Kondisi ini memperkuat kesimpulan bahwa model HB yang digunakan stabil dan reliabel, serta mampu memberikan hasil inferensi yang konsisten. Dengan demikian, hasil distribusi posterior ini mengonfirmasi bahwa model *Hierarchical Bayesian* yang diestimasi telah mencapai konvergensi yang baik dan layak digunakan untuk analisis lebih lanjut, termasuk dalam konteks estimasi area kecil (*Small Area Estimation*).

Sementara itu, Gambar 5 memperlihatkan plot autokorelasi dari parameter β_0 hingga β_9 yang dihasilkan melalui proses estimasi *Markov Chain Monte Carlo* pada model SAE HB Beta. Plot autokorelasi ini digunakan untuk menilai tingkat konvergensi dan independensi sampel yang dihasilkan oleh algoritma MCMC. Secara umum, seluruh parameter menunjukkan pola autokorelasi yang menurun setelah lag ke-0 yang menandakan bahwa tidak terdapat korelasi antar-sampel pada iterasi berikutnya. Pola tersebut mengindikasikan bahwa rantai MCMC telah mencapai kondisi stasioner secara cepat, sehingga sampel yang diperoleh sudah merepresentasikan distribusi posterior dengan baik. Selain itu, hasil plot juga menunjukkan tidak adanya korelasi antarparameter, yang berarti setiap parameter β dalam model bergerak secara independen selama proses sampling. Kondisi ini penting karena memastikan bahwa estimasi parameter tidak saling memengaruhi, sehingga meningkatkan efisiensi dan stabilitas hasil estimasi. Pola autokorelasi yang rendah pada seluruh parameter juga menjadi indikasi bahwa proses *burn-in* dan jumlah iterasi yang digunakan telah memadai untuk mencapai konvergensi posterior.

Secara keseluruhan, hasil diagnostik autokorelasi ini memperkuat kesimpulan bahwa seluruh parameter dalam model SAE HB Beta telah mencapai kondisi konvergen dengan cepat dan efisien. Tidak adanya autokorelasi signifikan setelah lag ke-0 serta keseragaman pola antarparameter menunjukkan bahwa proses MCMC berjalan dengan baik, dan hasil estimasi posterior yang diperoleh dapat dianggap stabil, reliabel, serta layak digunakan untuk analisis inferensial dan interpretasi model lebih lanjut.



Gambar 5. Plot Autokorelasi proses konvergensi

Reliabilitas model kemudian dievaluasi melalui nilai RSE dari hasil estimasi tidak langsung terhadap indikator yang diperoleh menggunakan model SAEHB Beta. Gambar 6 menunjukkan perbandingan nilai *Relative Standard Error* (RSE) antara metode estimasi langsung dan metode SAE HB Beta untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat tahun 2024. Grafik memperlihatkan pola yang sangat kontras antara kedua metode, di mana nilai RSE hasil estimasi langsung terlihat tinggi dan bervariasi antarwilayah, sedangkan nilai RSE hasil model SAEHB Beta jauh lebih rendah dan relatif stabil.

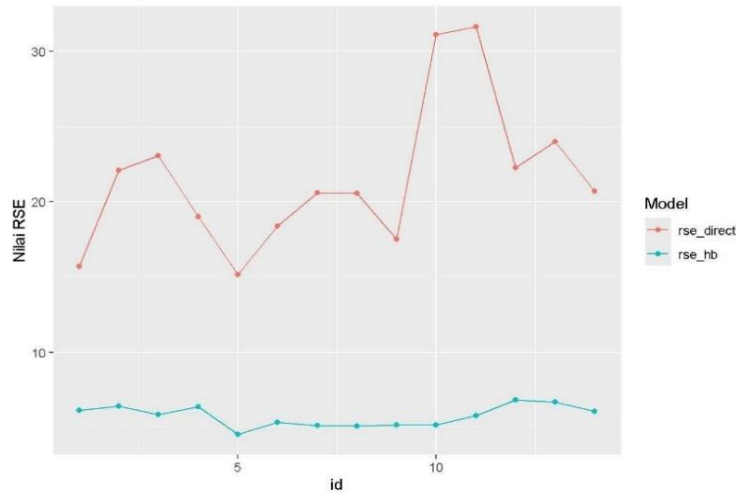
Nilai RSE dari estimasi langsung berkisar antara 15 hingga lebih dari 30 persen, menandakan tingkat ketidakpastian yang cukup besar pada beberapa wilayah, khususnya yang memiliki ukuran sampel kecil. Sebaliknya, nilai RSE hasil model SAEHB Beta berada pada rentang 4,345 hingga 7,655 persen, dengan rata-rata sekitar 6,449 persen. Hal ini menunjukkan bahwa model SAEHB Beta mampu menekan nilai RSE hingga sekitar 3–5 kali lebih kecil dibandingkan metode estimasi langsung.

Pola grafik juga memperlihatkan bahwa fluktuasi antarwilayah menjadi jauh lebih halus setelah penerapan model SAEHB Beta. Artinya, variasi ketidakpastian estimasi berhasil diminimalkan, sehingga hasil estimasi menjadi lebih konsisten dan reliabel di seluruh kabupaten/kota. Nilai RSE

yang seluruhnya berada di bawah ambang batas 25 persen mengindikasikan bahwa hasil estimasi persentase anak tidak sekolah (ATS) yang diperoleh melalui pendekatan SAEHB Beta memenuhi kriteria kualitas statistik yang baik sesuai pedoman *Small Area Estimation*.

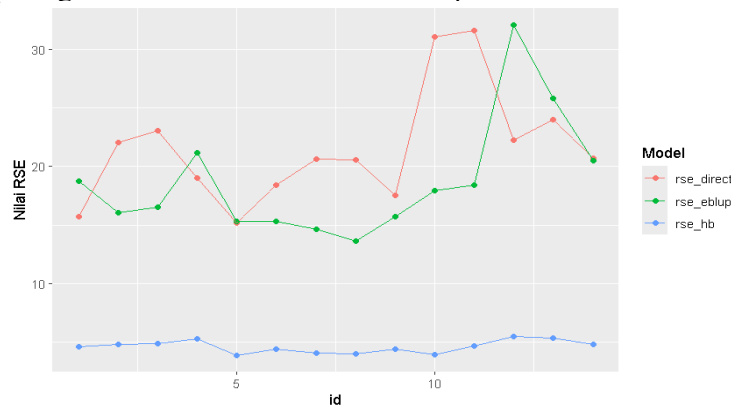
Secara metodologis, penurunan nilai RSE yang signifikan ini merupakan bukti bahwa pendekatan Bayesian yang digunakan dalam model SAEHB memanfaatkan informasi antar area (*borrowing strength*) melalui struktur hierarkisnya. Pendekatan ini memungkinkan estimasi pada wilayah dengan sampel kecil diperkuat oleh informasi dari wilayah lain, sehingga menghasilkan estimasi yang lebih presisi tanpa meningkatkan bias.

Dengan demikian, hasil ini menunjukkan bahwa penerapan model SAEHB Beta tidak hanya efektif dalam meningkatkan presisi estimasi, tetapi juga memastikan bahwa hasil estimasi persentase ATS tingkat kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat tahun 2024 lebih stabil, konsisten, dan dapat dipercaya untuk digunakan dalam perencanaan kebijakan berbasis data.



Gambar 6. Hasil Perbandingan Nilai RSE antara pendugaan langsung dan pendugaan tidak langsung dengan SAE HB Beta

Dilakukan juga analisis perbandingan nilai RSE antar metode estimasi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7. Analisis terhadap nilai *Relative Standard Error* (RSE) menunjukkan adanya perbedaan tingkat presisi yang cukup signifikan antar tiga metode estimasi yang digunakan, yaitu *Direct*, *EBLUP*, dan *Hierarchical Bayesian (HB)*. Rata-rata nilai RSE untuk metode *Direct* sebesar 21.561 dengan simpangan baku 4.897, menunjukkan tingkat ketidakpastian yang relatif tinggi antar wilayah. Nilai RSE metode *EBLUP* menurun menjadi 18.713 dengan simpangan baku 5.011, menandakan adanya peningkatan stabilitas estimasi melalui pemanfaatan informasi antar area.



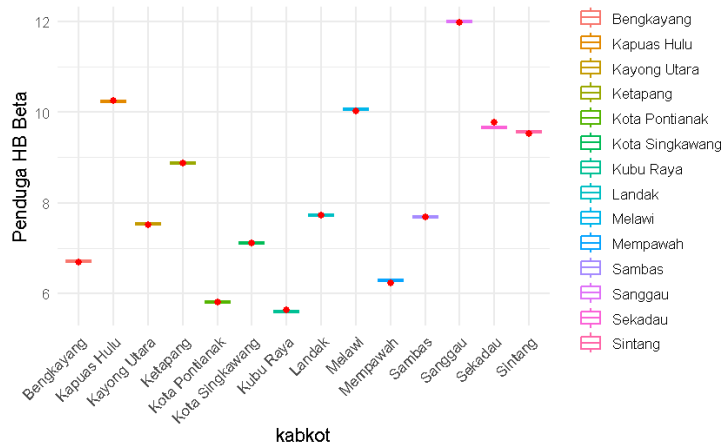
Gambar 7. Hasil Perbandingan Nilai RSE antara pendugaan langsung dan pendugaan tidak langsung dengan SAE EBLUP dan SAE HB Beta

Metode HB menghasilkan nilai RSE paling kecil dengan rata-rata 4.613 dan simpangan baku 0.529, menunjukkan bahwa pendekatan Bayesian memberikan estimasi paling presisi dan konsisten.

Hal ini sejalan dengan karakteristik metode HB yang secara eksplisit memodelkan ketidakpastian dan memanfaatkan informasi prior dalam menghasilkan *posterior estimates*.

Dari segi efisiensi, hasil perbandingan menunjukkan bahwa metode EBLUP memiliki efisiensi relatif 1.15 kali lebih baik dibandingkan metode *Direct*, sedangkan metode HB memiliki efisiensi relatif 4.67 kali lebih baik. Dengan demikian, secara keseluruhan, metode HB memberikan peningkatan efisiensi dan presisi estimasi yang paling signifikan dibandingkan dua pendekatan lainnya, sehingga direkomendasikan untuk digunakan dalam konteks *Small Area Estimation* (SAE), khususnya ketika ukuran sampel wilayah relatif kecil dan variasi antar area cukup besar.

Setelah estimasi terbukti memiliki tingkat reliabilitas yang baik, tahap berikutnya adalah melakukan pengujian validitas model. Sebuah model dianggap valid jika hasil estimasi yang dihasilkan memenuhi kriteria kesesuaian dengan data acuan atau kondisi sebenarnya, yaitu estimasi langsung berada dalam kisaran estimasi tidak langsung pada tingkat kabupaten/kota yang bersesuaian. Seluruh estimasi langsung kabupaten/kota terbukti memiliki tingkat reliabilitas yang baik karena seluruh nilai RSE kabupaten/kota kurang dari 25 persen.



Gambar 8. Perbandingan antara Estimasi Langsung dan Estimasi Tidak Langsung hasil model SAE HB Beta pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat

Gambar 8 merepresentasikan seluruh nilai estimasi SAE HB Beta pada kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat, sedangkan titik merah menunjukkan nilai estimasi langsung persentase anak usia 7-17 tahun yang tidak bersekolah pada kabupaten/kota tersebut. Grafik ini menyajikan dua informasi penting yaitu nilai estimasi *point estimate* hasil model SAE HB Beta (ditunjukkan oleh posisi kotak berwarna), dan nilai estimasi langsung yang ditunjukkan oleh titik merah pada masing-masing kabupaten/kota. Secara umum, terlihat bahwa setiap titik merah berada di dalam rentang interval estimasi model HB Beta. Hal ini mengindikasikan bahwa hasil estimasi langsung konsisten dengan estimasi tidak langsung, serta bahwa model HB Beta mampu menangkap pola distribusi data yang realistis dan sesuai dengan kondisi empiris di lapangan. Dengan demikian, model SAE HB Beta memberikan estimasi yang valid dan dapat dipercaya untuk seluruh 14 kabupaten/kota di Provinsi Kalimantan Barat.

Selain itu, variasi nilai estimasi antarwilayah menunjukkan adanya perbedaan nyata tingkat anak tidak bersekolah antar kabupaten/kota. Beberapa daerah seperti Sintang dan Bengkayang memiliki nilai penduga HB Beta yang relatif tinggi (mendekati 11–12 persen), sedangkan wilayah seperti Mempawah, Kubu Raya, dan Landak menunjukkan nilai yang lebih rendah (sekitar 6–7 persen). Pola ini mencerminkan adanya ketimpangan dalam akses pendidikan antardaerah di Provinsi Kalimantan Barat.

Dari sisi metodologis, posisi estimasi langsung yang berada dalam rentang estimasi HB Beta menunjukkan bahwa model Bayesian mampu melakukan *borrowing strength* antar area secara efektif. Artinya, informasi dari wilayah lain berhasil dimanfaatkan untuk memperbaiki estimasi pada daerah dengan ukuran sampel kecil, tanpa menghasilkan bias berlebihan. Dengan pendekatan ini, model SAE HB Beta tidak hanya meningkatkan presisi estimasi, tetapi juga menjaga konsistensi dan validitas inferensial antarwilayah. Secara keseluruhan, Gambar 8 menegaskan bahwa penerapan model SAE HB Beta berhasil menghasilkan estimasi yang stabil, realistis, dan sesuai dengan nilai observasi langsung. Temuan ini memperkuat kesimpulan bahwa model SAE HB Beta efektif digunakan dalam

konteks *small area estimation*, terutama ketika data survei memiliki keterbatasan ukuran sampel pada level kabupaten/kota.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, penelitian ini menyimpulkan hal-hal berikut.

1. Berdasarkan estimasi langsung, Kabupaten Kubu Raya merupakan kabupaten yang memiliki persentase anak usia 7–17 tahun yang tidak bersekolah terendah, yaitu 5,63 persen, sedangkan Kabupaten Sanggau merupakan kabupaten yang memiliki persentase ATS tertinggi sebesar 11,98 persen.
2. Distribusi estimasi langsung di setiap kabupaten/kota mengikuti distribusi normal. Melawi dan Kayong Utara merupakan kabupaten/kota RSE estimasi langsung lebih besar dari 25%.
3. Penggunaan metode estimasi dengan HB Beta untuk estimasi Anak Tidak Sekolah di Provinsi Kalimantan Barat dapat meningkatkan estimasi dan presisi yang lebih tinggi. Nilai RSE yang dihasilkan dari metode tersebut menunjukkan seluruh RSE berada di bawah 25 persen.

5. Saran

Penelitian mendatang disarankan untuk melakukan pengembangan pendekatan dan metode yang digunakan, seperti memperluas analisis pada tingkat wilayah yang lebih kecil (misal kecamatan atau desa) agar hasil estimasi lebih akurat dan spesifik. Selain itu, penelitian berikutnya dapat menambahkan kajian mengenai faktor-faktor yang memengaruhi anak usia 7–17 tahun tidak bersekolah, seperti aspek sosial, ekonomi, atau lingkungan, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif terkait permasalahan pendidikan di daerah penelitian. Penggunaan data kualitatif dan pemetaan spasial juga dapat menjadi alternatif untuk mengidentifikasi penyebab dan solusi yang lebih efektif guna meningkatkan partisipasi sekolah anak.

Ucapan terimakasih: Penulis menyampaikan apresiasi sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan berbagai bentuk dukungan, baik secara moral maupun material. Penulis berterima kasih kepada rekan dosen Politeknik Negeri Sambas, BPS Kabupaten Sambas, BPS Kalbar, Pusdiklat BPS, dan BPS, serta kepada para pengajar, narasumber, dan *coach* yang telah berperan besar dalam membantu pengembangan tulisan ini hingga dapat diterbitkan.

Daftar Pustaka

- [1] Badan Pusat Statistik. (2024). *Provinsi Kalimantan Barat dalam Angka 2024*. Pontianak: BPS Provinsi Kalimantan Barat.
- [2] Badan Pusat Statistik Provinsi Kalimantan Barat. (2024). Rata-rata lama sekolah menurut kabupaten/kota. <https://kalbar.bps.go.id/id/statistics-table/2/ODUjMg==/rata-rata-lama-sekolah-menurut-kab-kota.html>
- [3] Trihandika, L. F., Ubaidillah, A., Az-Zahra, A., Amirudin, A., Rusydiana, M., & Maharani, Z. (2024). *Small area estimation anak tidak sekolah di Pulau Kalimantan tahun 2023* [Paper]. Politeknik Statistika STIS.
- [4] Rao, J. N. K., & Molina, I. (2015). *Small area estimation* (2nd ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118735855>
- [5] Firmando, G., & Ubaidillah, A. (2021). Pendugaan area kecil untuk angka partisipasi kasar pendidikan dasar dan menengah tingkat kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah tahun 2018. *Seminar Nasional Official Statistics, 2020(1)*, 651–661. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2020i1.466>
- [6] Ikhsan, E., Ratu, N. Y., & Nurizza, W. A. (2019). Estimasi Small Area Estimation angka partisipasi kasar di perguruan tinggi Pulau Kalimantan tahun 2018. *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Statistika, 1*, 82–99. <https://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/SNMSA/article/view/530>
- [7] A. Gelman, J. B. Carlin, H. S. Stern, D. B. Dunson, A. Vehtari, and D. B. Rubin, *Bayesian Data Analysis*. Chapman and Hall/CRC, 2013. doi: 10.1201/b16018.
- [8] N. G. N. Prasad and J. N. K. Rao, “The Estimation of the Mean Squared Error of Small-Area Estimators,” *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 85, no. 409, pp. 163–171, Mar. 1990, doi: 10.1080/01621459.1990.10475320.
- [9] W. A. Link and M. J. Eaton, “On thinning of chains in MCMC,” *Methods Ecol. Evol.*, vol. 3, no. 1, pp. 112–115, Feb. 2012, doi: 10.1111/j.2041-210X.2011.00131.x.
- [10] N. F. J. Malik, A. Hayyi, and D. Ispriyanti, “Pendugaan Angka Putus Sekolah Di Kabupaten Semarang Dengan Metode Prediksi Tak Bias Linier Terbaik Empirik Pada Model Pendugaan Area Kecil,” *J. Gaussian*, vol. 3, no. 1, pp. 101–110, 2014, doi: <https://doi.org/10.14710/j.gauss.3.1.101%20-%20110>.
- [11] Nasruddin, “Pemetaan Anak Tidak Sekolah dan Putus Sekolah Program Wajib Belajar Pendidikan Dasar 9 Tahun di Daerah Tertinggal Kabupaten Banjar, Kalimantan Selatan,” in *Riset Kebijakan Pendidikan Anak di Indonesia*, N. Akhmad and The SMERU Research Institute, Eds., 2012, pp. 25–44.

- [12] Yuniarti, T., Indahwati, I., & Wigena, A. H. (2024). Small area estimation with hierarchical Bayes for cross-sectional and time series skewed data. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapannya*, 18(1), 493–506. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss1pp0493-0506>
- [13] M. Johansen, “Markov Chain Monte Carlo,” in *International Encyclopedia of Education*, Elsevier, 2010, pp. 245–252. doi: 10.1016/B978-0-08-044894-7.01347-6
- [14] R. D. Guntur and M. Lobo, “Statistical Modelling for Dropped Out School Children (DOSC) in East Nusa Tenggara Province Indonesia,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 812, p. 012073, Feb. 2017, doi: 10.1088/1742-6596/812/1/012073.
- [15] Ubaidillah, A., Kurnia, A., & Sidik, K. (2017). Model linier multilevel terumum dengan pendekatan Bayesian untuk pemodelan data pengeluaran per kapita rumah tangga. *Jurnal Aplikasi Statistika dan Komputasi Statistik*, 9(1), 19–30. <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v9i1.91>