

## Small Area Estimation of Maluku and Papua Island Child Poverty Levels in 2023

### Pendugaan Area Kecil Tingkat Kemiskinan Anak di Pulau Maluku dan Papua Tahun 2023

Priatmadani<sup>1\*</sup>, Putri Puspita Sari<sup>2\*</sup>, Ervan Nur Rahmat<sup>3\*</sup>, Puput Budi Aji<sup>4\*</sup>, Faried Akbar Naffis<sup>5\*</sup>, Nofita Istiana<sup>6\*</sup>

*\*Program Studi DIV Statistika Politeknik Statistika STIS*

*Email: 212011699@stis.ac.id<sup>1</sup>, 212011299@stis.ac.id<sup>2</sup>, 212011338@stis.ac.id<sup>3</sup>, 212011545@stis.ac.id<sup>4</sup>, 212011604@stis.ac.id<sup>5</sup>, nofita@stis.ac.id<sup>6</sup>*

#### Abstract

Child welfare issues such as child poverty pose a challenge for Indonesia. The provinces in Maluku and Papua have the highest rates of child poverty. Data on child poverty at regencies/municipalities level is needed to address this issue through targeted policies. The direct estimations have a Relative Standard Error (RSE) value of more than 25 percent, necessitating the use of an indirect method, Small Area Estimation (SAE). This study aims to compare the results of indirect estimates of the percentage of children aged 0-17 living in poverty at the regencies/municipalities level in Maluku and Papua using SAE Empirical Best Linear Unbiased Prediction (EBLUP) and Hierarchical Bayes Beta (HB Beta) methods. Susenas KOR March 2023 data is used to produce direct estimates, while Podes 2021 data is used to form auxiliary variables. The results indicate that the SAE HB Beta method provides estimates with better RSE compared to SAE EBLUP. All regencies/municipalities in the Maluku and Papua have a fairly good level of accuracy.

**Keywords:** EBLUP, HB Beta, child poverty, small area estimation.

#### Abstrak

Isu kesejahteraan anak seperti kemiskinan pada anak menjadi tantangan bagi Indonesia. Provinsi-provinsi di Pulau Maluku dan Papua memiliki persentase kemiskinan anak tertinggi. Data kemiskinan anak sampai tingkat kabupaten/kota diperlukan sebagai upaya mengatasi isu ini melalui kebijakan yang tepat sasaran. Estimasi langsung yang dihasilkan memiliki nilai *Relative Standard Error* (RSE) lebih dari 25 persen sehingga perlu digunakan metode estimasi tidak langsung, yaitu *Small Area Estimation* (SAE). Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil estimasi tidak langsung persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan tingkat kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua menggunakan metode SAE *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP) dan *Hierarchical Bayes Beta* (HB Beta). Data Susenas KOR Maret 2023 digunakan untuk menghasilkan estimasi langsung, sedangkan data Podes 2021 digunakan



# JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar  
Nafiis, Nofita Istiana

untuk membentuk variabel pendukung. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa metode SAE HB Beta memberikan estimasi dengan RSE lebih baik dibandingkan dengan SAE EBLUP. Seluruh kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dengan metode ini.

**Kata kunci:** EBLUP, HB Beta, kemiskinan anak, *small area estimation*.

## 1. PENDAHULUAN

Pembangunan Indonesia berdasarkan RPJMN 2020-2024 ditujukan untuk membentuk sumber daya manusia yang berkualitas dan berdaya saing dengan program prioritas peningkatan kualitas anak, perempuan, dan pemuda [11]. Pemenuhan hak dan perlindungan khusus anak merupakan hal penting untuk memastikan anak dapat tumbuh dan berkembang secara optimal serta terlindungi dari berbagai tindak kekerasan, diskriminasi, dan eksploitasi. Akan tetapi, isu terkait kesejahteraan anak masih menjadi tantangan sendiri bagi Indonesia, salah satunya kemiskinan pada anak. Kondisi miskin dapat menciptakan keterbatasan pilihan bagi anak untuk mengembangkan potensinya secara optimal yang kemudian akan berdampak pada tingkat kesejahteraan dan kualitas hidup anak di masa kini dan mendatang.

Persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan setiap tahunnya memiliki tren yang menurun. Namun, penurunan yang terjadi masih rendah. Bahkan, jika dibandingkan dengan persentase kemiskinan penduduk, angka persentase kemiskinan anak justru lebih tinggi. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2022, tingkat kemiskinan anak mencapai 11,80 persen, sedangkan persentase kemiskinan penduduk hanya sebesar 9,54 persen [3], [7]. Hal ini menunjukkan bahwa anak-anak menjadi salah satu kelompok yang rentan mengalami kemiskinan. Jika terjadi guncangan (*shock*) ekonomi pada rumah tangga dengan sedikit atau bahkan tidak ada tabungan, maka akan memaksa rumah tangga tersebut untuk menekan pengeluaran, termasuk pada kebutuhan esensial seperti makanan dan tempat tinggal [8]. Pada akhirnya, kondisi ini dapat menyebabkan anak-anak yang berasal dari rumah tangga miskin dan rentan mengalami kemiskinan memiliki risiko yang lebih tinggi untuk kehilangan akses terhadap kebutuhan dasarnya [16].

Kemiskinan anak juga menjadi permasalahan serius yang belum terentaskan di lingkup regional provinsi di Indonesia. Data menunjukkan bahwa dari 34 provinsi, setengahnya memiliki persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan di atas rata-rata persentase nasional. Provinsi di Kawasan Indonesia Timur, terutama di Pulau Maluku dan Papua, sebagian besar memiliki tingkat kemiskinan anak yang tinggi, yaitu mencapai 2-3 kali lebih besar dari capaian nasional, kecuali Provinsi Maluku Utara yang berada di bawah tingkat kemiskinan anak nasional, sedangkan tiga provinsi lainnya, yaitu Papua, Papua Barat, dan Maluku masih menduduki posisi lima provinsi teratas persentase anak berusia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan pada tahun 2021-2022 [7].

Data terkait kemiskinan anak sudah tersedia hingga wilayah terkecil yaitu kabupaten/kota [7]. Akan tetapi, sejauh ini estimasi langsung yang dihasilkan memiliki nilai *Relative Standard Error* (RSE) lebih dari 25 persen sehingga mengindikasikan adanya ketidakakuratan dan kurang presisinya estimasi. Padahal ketersediaan data ini diperlukan untuk penyusunan kebijakan yang lebih tepat sasaran dalam rangka mendukung program prioritas RPJMN 2020-2024. Hasil estimasi yang tidak akurat dan kurang presisi disebabkan karena kurangnya jumlah sampel sehingga salah satu solusi yang dapat dilakukan adalah menambah jumlah sampel. Namun, dalam penambahan jumlah sampel diperlukan penambahan biaya yang sering menjadi kendala. Untuk mengatasi hal tersebut dapat digunakan metode estimasi tidak langsung yaitu *Small Area Estimation* (SAE). Metode ini meminjam informasi pada area yang berdekatan dengan memanfaatkan informasi tambahan dalam memperoleh estimasi yang lebih reliabel.

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

Kemiskinan anak terjadi karena terdapat berbagai faktor yang memengaruhi. Penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa faktor pelayanan dasar berupa pendidikan dan kesehatan dapat memengaruhi kemiskinan anak [6]. Lebih lanjut akses terhadap penyediaan pelayanan kesehatan menjadi faktor yang penting dalam mengentaskan kemiskinan anak [1], [15]. Faktor lingkungan seperti ketersediaan akses listrik, informasi, dan sanitasi juga termasuk faktor yang dapat memengaruhi kemiskinan anak [5], [6], [9], [14], [18]. Selain itu, faktor kebutuhan dasar seperti makanan dan air juga turut berpengaruh [6], [14], [17]. Temuan dari penelitian tersebut akan dipertimbangkan untuk menentukan variabel pendukung dalam model sehingga diperoleh estimasi tidak langsung menggunakan metode *Small Area Estimation* (SAE).

Metode estimasi dengan SAE terus dikembangkan untuk memperoleh estimasi indikator kemiskinan pada domain/area kecil. Lebih lanjut, berbagai pendekatan penggunaan metode SAE dalam memperoleh indikator kemiskinan telah termuat pada penelitian terdahulu, seperti penelitian Permatasari dan Larasati [12] yang membandingkan hasil estimasi metode SAE EBLUP dan SAE HB Beta pada indikator persentase penduduk miskin level kecamatan di Provinsi Jawa Timur. Kemudian, pada indikator kemiskinan anak, penelitian Wulansari, Permatasari, dan Ubaidillah [18] menunjukkan bahwa metode SAE EBLUP dapat menurunkan nilai RSE pendugaan langsung di beberapa kabupaten/kota Indonesia. Selain itu, pendekatan *Hierarchical Bayes* telah diterapkan oleh Salis dan Ubaidillah [14] dalam penelitiannya yang bertujuan untuk mengestimasi indikator kemiskinan anak level kabupaten/kota di Provinsi Banten. Berkaitan dengan itu, maka penelitian ini akan membahas penerapan metode SAE EBLUP dan SAE HB Beta untuk memperoleh estimasi persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan tingkat kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua, serta menilai dan membandingkan kedua metode tersebut dalam menghasilkan estimasi indikator kemiskinan anak.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Kemiskinan Anak

Kemiskinan anak dapat diukur dengan pendekatan moneter maupun non-moneter. Pendekatan moneter mengukur kemiskinan anak hanya berdasarkan kemampuan untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan non-makanan sedangkan pendekatan non-moneter lebih bersifat multidimensi. Kemiskinan anak secara moneter didefinisikan sebagai anak usia 0-17 tahun yang tinggal di rumah tangga miskin yaitu rumah tangga yang rata-rata pengeluaran perkapita per bulan berada di bawah garis kemiskinan [2]. Pada penelitian ini, kemiskinan anak diukur dengan pendekatan moneter, yaitu berdasarkan acuan garis kemiskinan yang merupakan nilai pengeluaran kebutuhan makanan dan non-makanan minimum untuk tidak dikategorikan miskin.

Penghitungan kemiskinan anak secara moneter pada dasarnya sama dengan penghitungan kemiskinan penduduk yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (BPS), yaitu dengan menghitung garis kemiskinan sebagai acuan nilai pengeluaran minimum untuk memenuhi kebutuhan (makanan dan non-makanan) secara memadai. Kemudian membandingkan nilai rata-rata pengeluaran perkapita per bulan terhadap garis kemiskinan, di mana rata-rata pengeluaran perkapita per bulan didapatkan dengan membagi total pengeluaran rumah tangga per bulan dengan jumlah anggota rumah tangganya. Nilai rata-rata pengeluaran perkapita per bulan suatu rumah tangga menggambarkan besaran pengeluaran setiap anggota rumah tangga. Dengan demikian, apabila nilai rata-rata pengeluaran perkapita per bulan dari suatu rumah tangga berada di bawah garis kemiskinan, maka seluruh anggota rumah tangga termasuk penduduk miskin. Jika di antara anggota rumah tangga tersebut terdapat anak usia 0-17 tahun, maka ia termasuk dalam kategori anak miskin.

Indikator kemiskinan anak berdasarkan pendekatan moneter dapat dihitung menggunakan rumus Foster-Greer-Thorbecke [4] yang ditunjukkan pada Persamaan (2.1). Berdasarkan persamaan tersebut,

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

notasi  $z$  adalah nilai garis kemiskinan, sedangkan  $y_i$  adalah rata – rata pengeluaran perkapita selama sebulan dari penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan ( $y_i < z$ ). Kemudian,  $\alpha$  dapat bernilai 0, 1, dan 2, yang mana secara berturut-turut digunakan untuk menyatakan rumus dari indikator persentase penduduk miskin, indeks kedalaman kemiskinan, dan indeks keparahan kemiskinan.

$$P_\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left[ \frac{z - y_i}{z} \right]^\alpha \quad (2.1)$$

Kemiskinan anak pada penelitian ini dinyatakan dalam indikator persentase penduduk miskin atau *Poverty Head Count Index* ( $P_0$ ) sehingga  $\alpha$  pada Persamaan (2.1) bernilai 0. Dengan demikian, indikator tersebut dapat disebut sebagai persentase anak berusia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan. Berikut ini adalah rumus penghitungan persentase penduduk miskin usia 0-17 tahun.

$$P_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q 1 \quad (2.2)$$

Berdasarkan Persamaan (2.2), notasi  $n$  adalah jumlah anak (penduduk berusia 0-17 tahun), sedangkan  $q$  merupakan banyaknya anak yang hidup di bawah garis kemiskinan. Notasi  $P_0$  adalah indikator kemiskinan anak sebelum dinyatakan dalam bentuk persentase. Kemudian, untuk memudahkan pembahasan pada penelitian ini, indikator persentase anak berusia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan akan disebut sebagai tingkat kemiskinan anak.

## 2.2 Pendugaan Langsung

Pendugaan langsung merupakan teknik menduga parameter populasi pada suatu domain dengan hanya menggunakan nilai dari variabel sampel pada domain atau daerah tersebut [13]. Pendugaan langsung pada area dengan ukuran sampel yang sangat kecil akan menyebabkan *standard error* yang sangat besar. Ukuran *standard error* yang besar diasosiasikan dengan tingkat kesalahan teknik sampling (*sampling error*) yang besar juga. Hal tersebut berpengaruh pada kualitas angka estimasi yang dihasilkan, terutama terkait dengan tingkat akurasi.

Pengukuran tingkat akurasi angka estimasi yang umum digunakan adalah melalui ukuran *Relative Standard Error* (RSE). Lebih lanjut, RSE adalah rasio dari *standard error* dan nilai estimasi yang dinyatakan dalam ukuran persentase. Sebuah nilai estimasi dianggap akurat apabila memiliki  $RSE \leq 25$  persen; Kurang akurat apabila  $RSE > 25$  persen, tetapi  $RSE \leq 50$  persen; dan Sangat tidak akurat apabila  $RSE > 50$  persen. Estimasi dengan nilai RSE yang tinggi menunjukkan adanya masalah *sampling error* yang disebabkan oleh ukuran sampel yang kecil. Masalah *sampling error* pada pendugaan langsung di area dengan ukuran sampel kecil dapat diatasi dengan metode pendugaan tidak langsung yang bertujuan untuk meningkatkan ukuran sampel efektif sehingga dapat mengurangi *standard error*.

## 2.3 Small Area Estimation

*Small Area Estimation* (SAE) atau biasa disebut area kecil merupakan istilah yang digunakan untuk domain yang tidak dapat menghasilkan estimasi langsung dengan presisi yang memadai. Area kecil mencakup sub-populasi baik secara geografis seperti sub-populasi provinsi yaitu kabupaten/kota, kecamatan, sampai level desa. Maupun sub-populasi secara demografis seperti kelompok umur. SAE merupakan sebuah metode statistik yang dapat mengatasi masalah jumlah sampel terbatas atau bahkan tidak ada pada sub populasi sehingga memperoleh estimasi parameter yang dapat diandalkan. SAE meminjam informasi dari area dan atau waktu dan variabel pembantu yang berhubungan untuk meningkatkan efektifitas sampel [13]. SAE terdiri atas dua model dasar yaitu agregat atau model level

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

area dan model level unit. Penggunaan level model bergantung dengan ketersediaan variabel pembantu dan preferensi peneliti. Pada penelitian ini menggunakan model level area.

Model dasar level area adalah model Fay-Herriot. Model Fay-Herriot merupakan kombinasi dari dua komponen, yaitu *sampling model* dan *linking model*. Misalkan  $\hat{\theta} = (\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_m)$  merupakan estimasi langsung dari  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$  pada area  $i = 1, 2, \dots, m$ , maka komponen *sampling model* dapat dinyatakan dalam Persamaan (2.3). Berdasarkan persamaan tersebut, notasi  $e_i$  adalah *sampling error*.

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + e_i, i = 1, \dots, m \text{ dengan } e_i \sim N(0, \sigma_i^2) \quad (2.3)$$

Komponen kedua, yaitu *linking model*,  $\theta_i$  diasumsikan berhubungan secara linier terhadap variabel pendukung,  $x_i$ . Hubungan tersebut dapat ditunjukkan pada Persamaan (2.4) dengan  $b_i$  adalah konstanta positif yang diketahui, umumnya bernilai 1. Kemudian,  $v_i$  adalah *random effect* atau komponen acak,  $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})^T$  adalah vektor variabel pendukung,  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$  adalah vektor koefisien regresi berukuran  $p \times 1$ . Dengan demikian, kombinasi dari kedua komponen pada Persamaan (2.3) dan (2.4) membentuk *linear mixed model* yang ditunjukkan pada Persamaan (2.5).

$$\theta_i = x_i^T \beta + b_i v_i, v_i \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (2.4)$$

$$\hat{\theta}_i = x_i^T \beta + b_i v_i + e_i \quad (2.5)$$

#### 2.4 SAE EBLUP

Model *Best Linier Unbiased Prediction* (BLUP) merupakan salah satu penduga parameter model *Fay-Herriot*. Penduga BLUP untuk  $\theta_i$  pada level area dapat ditunjukkan pada Persamaan (2.6) sebagai berikut.

$$\hat{\theta}_{i_{BLUP}} = x_i^T \hat{\beta} + (1 - \gamma_i)(\hat{\theta}_i - x_i^T \hat{\beta}), \text{ dengan } \gamma_i = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2 + \sigma_i^2} \quad (2.6)$$

Berdasarkan persamaan tersebut, terlihat bahwa penduga BLUP bergantung pada komponen varians acak area ( $\sigma_v^2$ ) yang diasumsikan nilainya diketahui. Akan tetapi, pada penerapannya seringkali tidak diketahui sehingga perlu diestimasi. Ketika komponen varians ( $\sigma_v^2$ ) diestimasi dengan penduganya ( $\hat{\sigma}_v^2$ ) dengan metode *Maximum Likelihood* (ML) atau *Restricted Maximum Likelihood* (REML), maka akan diperoleh penduga EBLUP yang ditunjukkan pada Persamaan (2.7) sebagai berikut.

$$\hat{\theta}_i^H = \hat{\gamma}_i \hat{\theta}_i + (1 - \hat{\gamma}_i) x_i^T \hat{\beta} \quad (2.7)$$

Ukuran ketidakpastian atau variabilitas dari penduga EBLUP dapat dilihat melalui nilai *Mean Square Error* (MSE), di mana ditunjukkan pada Persamaan (2.8) sebagai berikut.

$$MSE(\hat{\theta}_i^H) = g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) + 2g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2), \text{ dengan} \quad (2.8)$$

$$g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) = \frac{\hat{\sigma}_v^2 b_i^2 \hat{\sigma}_i^2}{\hat{\sigma}_v^2 b_i^2 + \hat{\sigma}_i^2} = \hat{\gamma}_i \hat{\sigma}_i^2,$$

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

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

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

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

Nilai MSE dapat digunakan sebagai ukuran kebaikan hasil pendugaan model SAE EBLUP. Akan tetapi, agar dapat dibandingkan dengan metode pendugaan lainnya, terutama dengan pendugaan langsung, maka *Relative Root Mean Square Error* (RRMSE) digunakan sebagai ukuran kebaikan estimasi. Dengan demikian, diperoleh ukuran kebaikan hasil pendugaan yang sebanding dengan ukuran RSE. Berikut pada Persamaan (2.9) ditunjukkan rumus RRMSE dalam satuan persen.

$$RRMSE(\hat{\theta}_i^H) = \frac{\sqrt{MSE(\hat{\theta}_i^H)}}{\hat{\theta}_i^H} \times 100\% \quad (2.9)$$

## 2.5 SAE Hierarchical Bayes Beta

Teorema Bayesian menganggap parameter sebagai variabel acak. Berkaitan dengan itu, maka model Bayesian akan mencakup tiga komponen, yaitu distribusi *posterior*, *prior*, dan fungsi *likelihood*. Distribusi *posterior* merupakan hasil perpaduan antara distribusi *prior* yang menyediakan informasi awal mengenai parameter yang ditentukan pada awal pemodelan, dengan data observasi yang digunakan untuk membentuk fungsi *likelihood*. Berikut pada Persamaan (2.10) ditunjukkan hubungan antara distribusi *posterior*, fungsi *likelihood*, dan distribusi *prior*:

$$f(\theta|y) \propto f(y|\theta)f(\theta) \quad (2.10)$$

Berdasarkan persamaan tersebut, apabila parameter  $\theta$  diberikan oleh data observasi  $y$  maka distribusi peluang *posterior*  $\theta$  pada data  $y$  akan proporsional dengan perkalian antara fungsi *likelihood*  $\theta$  yang diberikan oleh data  $y$  ( $f(y|\theta)$ ) dan distribusi *prior*  $\theta$  ( $f(\theta)$ ). Melalui pendekatan tersebut, distribusi *posterior* diperoleh melalui metode estimasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Metode tersebut yang secara efektif dapat mengurangi beban komputasi saat menyelesaikan integrasi yang kompleks.

Pendekatan Bayesian pada model SAE memberikan beberapa keunggulan, yaitu salah satu di antaranya adalah dapat diterapkan pada berbagai pola sebaran data atau model yang lebih kompleks. Distribusi beta merupakan salah satu jenis distribusi yang dapat diterapkan pada model SAE Hierarchical Bayes (HB), dan dinamakan sebagai SAE HB Beta. Domain distribusi beta secara umum berada di antara 0 dan 1 sehingga penerapan SAE HB Beta lebih tepat pada data proporsi. Ketika data yang digunakan berupa proporsi dan distribusinya cenderung asimetris, maka pemodelan HB dapat menggunakan distribusi Beta. Model SAE HB Beta dinyatakan sebagai berikut.

i. *Sampling model*

$$\hat{\theta}_i | \theta_i \sim \text{Beta}(a_i, b_i), i = 1, \dots, m$$

dengan  $\theta_i$  merupakan parameter proporsi,  $\hat{\theta}_i$  adalah penduga proporsi pada area kecil ke- $i$ , sedangkan  $a_i = \theta_i k$  dan  $b_i = (1 - \theta_i)k$  merupakan parameter distribusi beta. Kemudian,

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

- $k$  merupakan konstanta yang diasumsikan  $k \sim \text{Gamma}(g_1, g_2)$ , yang mana  $g_1$  dan  $g_2$  ditentukan nilainya (*fixed*).
- ii. *Linking Model*
- $$\text{logit}\left(\frac{a_i}{a_i+b_i}\right) | \beta, \sigma_v^2 \sim N(x_i^T \beta, \sigma_v^2), i = 1, \dots, m$$
- $$\text{logit}(\theta_i) | \beta, \sigma_v^2 \sim N(x_i^T \beta, \sigma_v^2)$$
- Dengan  $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$ ,  $\sigma_v^2 \sim IG(t_1, t_2)$ ; *IG* adalah sebaran inversi *gamma* dengan parameter  $t_1$  dan  $t_2$  yang tetap atau *fixed*.
- iii.  $\beta \sim N(\mu_{\beta_j}, \sigma_{\beta_j}^2)$ , nilai  $\mu_{\beta_j}$  dan  $\sigma_{\beta_j}^2$  dibuat tetap atau *fixed*.

Kemudian, ukuran kebaikan model SAE HB Beta untuk menghasilkan nilai estimasi dapat dinyatakan melalui nilai RSE yang rumusnya ditunjukkan oleh Persamaan (2.11) sebagai berikut.

$$RSE(\hat{\theta}_i^{HB}) = \frac{\sqrt{\text{Var}(\hat{\theta}_i^{HB})}}{\hat{\theta}_i^{HB}} \times 100\% \quad (2.11)$$

### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1 Data dan Variabel

Lokus penelitian ini adalah sebanyak 63 kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua. Penelitian ini menggunakan data yang bersumber dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) Modul KOR periode Maret 2023 serta variabel pendukung yang bersumber dari data Potensi Desa (PODES) tahun 2021. Variabel pendukung pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.1, yang mana dipilih berdasarkan kajian teoritis yang telah dilakukan sebelumnya.

**Tabel 3.1.** Daftar variabel pendukung

Variabel	Keterangan Variabel
$X_1$	Jumlah warga kekurangan gizi
$X_2$	Proporsi desa/kelurahan yang sumber air untuk minum sebagian besar keluarga di desa/kelurahan tersebut berasal dari mata air, sungai, hujan, dan lainnya
$X_3$	Proporsi desa/kelurahan yang penggunaan fasilitas buang air besar sebagian besar keluarga di desa/kelurahan bukan jamban
$X_4$	Jumlah tenaga kesehatan
$X_5$	Proporsi desa/kelurahan yang menyediakan jaminan kesehatan bagi baduta dari keluarga miskin
$X_6$	Proporsi desa dengan akses terhadap internet
$X_7$	Proporsi desa yang terdapat sinyal telepon seluler/HP
$X_8$	Proporsi desa tanpa keberadaan warga pengguna telepon seluler/HP
$X_9$	Rasio sarana pendidikan per 100.000 penduduk
$X_{10}$	Rasio sarana kesehatan per 100.000 penduduk
$X_{11}$	Jumlah keluarga pengguna listrik PLN
$X_{12}$	Proporsi desa/kelurahan yang bahan bakar memasak sebagian besar keluarga berasal dari bahan bakar alami (briket, kayu, arang, dan lainnya)

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

### 3.2 Tahapan Analisis

Tahapan analisis pada penelitian ini secara umum terdiri atas beberapa tahapan pembangunan model SAE sebagai berikut:

1. Melakukan penghitungan pendugaan langsung (*direct estimates*) tingkat kemiskinan anak dengan menggunakan data Susenas KOR Maret 2023 pada setiap kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua. Rumus penghitungan tingkat kemiskinan anak ditunjukkan pada Persamaan (2.2).
2. Melakukan eksplorasi data untuk mengetahui pola dan perilaku data, baik data yang digunakan sebagai variabel terikat maupun variabel pendukung. Tahapan ini perlu dilakukan untuk memeriksa kelengkapan data pada level area, mengingat bahwa model SAE yang digunakan pada penelitian ini merupakan model level area, di mana ketersediaan data pada level area, yaitu di setiap kabupaten/kota, perlu diperhatikan.
3. Menentukan variabel pendukung terbaik yang akan digunakan untuk membangun model SAE. Informasi dari variabel pendukung akan digunakan untuk menduga variabel terikat sehingga sebuah variabel pendukung hendaknya memiliki keterkaitan yang kuat dengan variabel terikat. Maka dari itu dilakukan proses seleksi variabel pendukung melalui uji signifikansi korelasi, deteksi multikolinearitas, dan penentuan kombinasi variabel terbaik menggunakan metode *stepwise regression*. Hal tersebut dilakukan sebelum melakukan pembangunan model SAE, baik SAE EBLUP maupun SAE HB Beta.
4. Membangun model SAE dengan bantuan *software* pengolahan data R versi 4.2.1. Paket pengolahan data “sae” dan “saeHB” secara berturut-turut digunakan untuk membangun model SAE EBLUP dan SAE HB Beta.
5. Mengevaluasi model SAE yang dihasilkan, yaitu menilai kemampuan model SAE dalam menghasilkan nilai estimasi dengan cara membandingkannya dengan metode pendugaan langsung. Ukuran kebaikan hasil estimasi ditentukan dengan nilai RSE, di mana model SAE dapat dikatakan baik dalam menduga nilai parameter apabila nilai RSE-nya di bawah 25 persen. Kemudian, pada tahapan ini juga dilakukan perbandingan kemampuan model pendugaan, yaitu antara model SAE EBLUP dengan SAE HB Beta.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Gambaran Umum Tingkat Kemiskinan Anak di Pulau Maluku dan Papua Tahun 2023

Pendugaan langsung yang dilakukan pada data persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan menghasilkan dugaan dengan RSE yang bervariasi. Berikut adalah ringkasan statistik penduga langsung dan RSE pada data persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan untuk wilayah Maluku-Papua:

**Tabel 4.1.** Ringkasan nilai penduga langsung dan RSE tingkat kemiskinan anak di Pulau Maluku-Papua

Statistik	Kemiskinan anak (%)	RSE (%)
Minimal	2,80	7,63
Q1	17,99	10,43
Median	28,16	12,92
Rata - rata	27,54	15,58
Q3	36,85	17,72
Maksimal	58,10	63,28



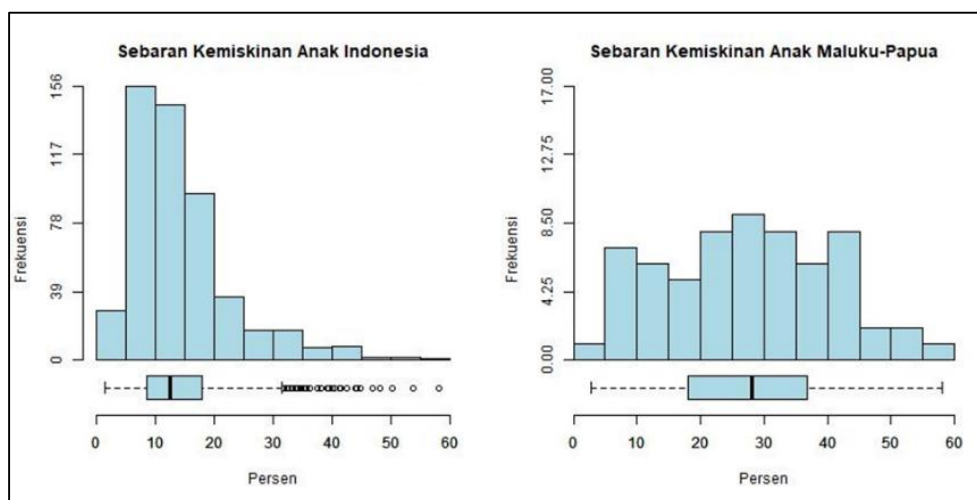
**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

Berdasarkan Tabel 4.1 terlihat bahwa nilai tertinggi dan terendah untuk penduga langsung berturut-turut adalah 58,1 persen dan 2,8 persen. Kemudian, apabila dilihat dari sisi RSE-nya, terlihat bahwa masih terdapat kabupaten/kota dengan RSE > 25 persen. Nilai RSE ini menunjukkan tingkat presisi yang rendah. Tabel 4.2 menunjukkan bahwa terdapat tujuh kabupaten/kota dengan RSE > 25 persen. Lebih lanjut, terdapat enam kabupaten/kota dengan nilai RSE lebih dari 25 persen dan kurang dari atau sama dengan 50 persen, yaitu Halmahera Utara, Pulau Morotai, Pulau Talibau, Kota Ambon, Halmahera Selatan, dan Halmahera Barat. Kemudian, Kota Ternate menjadi kabupaten/kota di Pulau Maluku-Papua dengan nilai RSE tertinggi, yaitu lebih besar dari 50 persen. RSE yang tinggi ini dimungkinkan karena sedikitnya sampel yang didapatkan dari survei untuk Kota Ternate sehingga tidak cukup untuk mewakili populasi di wilayah tersebut.

**Tabel 4.2.** Jumlah kabupaten/kota menurut kelompok RSE pada hasil pendugaan langsung

Kategorisasi	Jumlah Kabupaten/Kota
$0 < RSE \leq 25$	56
$25 < RSE \leq 50$	6
$RSE > 50$	1

Berikut ditampilkan histogram untuk mengetahui gambaran persebaran estimasi langsung dan RSE untuk persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan pada tahun 2023.



**Gambar 4.1.** Histogram dan *boxplot* persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan, nasional dan kabupaten/kota di Pulau Maluku-Papua

Berdasarkan Gambar 4.1 terlihat bahwa persebaran kabupaten/kota pada indikator persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan secara nasional cenderung menceng kanan. Sebaran data yang menceng kanan menunjukkan persebaran yang tidak simetris, data lebih terkonsentrasi pada nilai yang rendah. Sementara itu, persebaran kabupaten/kota pada indikator persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan untuk wilayah Maluku-Papua cenderung berdistribusi normal. Tidak terdapat *outlier* pada data persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan untuk wilayah Maluku-Papua, hal ini berbeda dengan data secara nasional di mana terdapat *outlier*.

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

**Tabel 4.3.** Hasil uji normalitas persentase anak usia 0-17 tahun yang hidup di bawah garis kemiskinan di Pulau Maluku-Papua

Uji	P-value	Keputusan
<i>Shapiro-Wilk</i>	0,558	Data berdistribusi normal

Kemudian, syarat utama penerapan *linear mixed model* dengan penduga EBLUP adalah data harus mengikuti sebaran normal [19]. Lebih lanjut, Tabel 4.3 menunjukkan hasil pengujian normalitas pada nilai penduga langsung tingkat kemiskinan anak. Hasil pengujian ditunjukkan bahwa pendugaan langsung tingkat kemiskinan anak di Pulau Maluku-Papua telah mengikuti sebaran normal.

#### 4.2 Pendugaan Tingkat Kemiskinan Anak dengan Metode SAE EBLUP

Pembangunan model SAE EBLUP diawali dengan menentukan daftar variabel pendukung yang akan digunakan melalui proses seleksi variabel. Daftar kandidat variabel pendukung pada Tabel 3.1 akan diseleksi dengan mempertimbangkan adanya indikasi hubungan kausal antara variabel, yaitu dengan melihat adanya korelasi yang signifikan antara variabel pendukung dan variabel respon. Kemudian dilanjutkan dengan mendeteksi keberadaan multikolinearitas yang ditandai oleh kuatnya ukuran korelasi antar variabel pendukung ( $\rho \geq 0,8$ ). Selanjutnya, proses seleksi variabel dilakukan kembali dengan teknik *backward elimination* sebagai salah satu pendekatan *stepwise regression* yang ditujukan untuk mendapatkan kombinasi variabel terbaik dalam model. *Backward elimination* dipilih karena metode ini mencegah kemungkinan terdapatnya variabel yang tidak signifikan. Proses *backward elimination* menghasilkan empat variabel pendukung terbaik, yaitu Proporsi desa/kelurahan dengan sumber air minum sebagian besar keluarga berasal dari mata air, sungai, air hujan, dan lainnya ( $X_2$ ); Jumlah tenaga kesehatan ( $X_4$ ); Rasio sarana kesehatan per 100.000 penduduk ( $X_{10}$ ); dan Proporsi desa/kelurahan dengan bahan bakar memasak sebagian besar keluarga berasal dari bahan bakar alami ( $X_{12}$ ). Pendugaan parameter model SAE EBLUP akan menggunakan empat variabel pendukung tersebut.

Pembangunan model SAE EBLUP menghasilkan keempat variabel pendukung berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan anak. Empat variabel tersebut adalah proporsi desa/kelurahan yang sumber air untuk minum sebagian besar keluarga di desa/kelurahan tersebut berasal dari mata air, sungai, hujan, dan lainnya ( $X_2$ ); jumlah tenaga kesehatan ( $X_4$ ); rasio sarana kesehatan 100.000 penduduk ( $X_{10}$ ); dan proporsi desa/kelurahan yang bahan bakar memasak sebagian besar keluarga berasal dari bahan bakar alami ( $X_{12}$ ). Lebih lanjut, Tabel 4.4 menunjukkan hasil estimasi parameter model SAE EBLUP.

**Tabel 4.4.** Estimasi koefisien parameter model SAE EBLUP

Variabel	$\beta$	Std. Error	P-value
<i>Intercept</i>	19,411	5,078	0,000
$X_2$	17,400	5,139	0,001
$X_4$	-0,013	0,044	0,004
$X_{10}$	-0,074	0,026	0,005
$X_{12}$	12,215	5,843	0,037

Variabel proporsi desa/kelurahan yang sumber air untuk minum sebagian besar keluarga di desa/kelurahan tersebut berasal dari mata air, sungai, hujan, dan lainnya ( $X_2$ ) memiliki pengaruh yang signifikan dan positif terhadap kemiskinan anak di kabupaten/kota di Maluku dan Papua. Hal ini selaras dengan penelitian von Fintel [17] yang menyatakan bahwa akses terhadap air minum bersih berkorelasi dengan anak miskin terutama terkait aspek kesehatan. Gemedede, Alamirew, dan Emanu [5] juga

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

menunjukkan hasil penelitian yang sama mengenai hubungan signifikan antara sumber air layak dengan kemiskinan anak multidimensi. Kemudian, variabel jumlah tenaga kesehatan ( $X_4$ ) dan rasio sarana kesehatan 100.000 penduduk ( $X_{10}$ ) memiliki pengaruh negatif terhadap kemiskinan anak di kabupaten/kota di Maluku dan Papua. Hal ini sesuai dengan penelitian Beers dkk. [1] bahwa dengan adanya program berbasis kesehatan yang memudahkan akses mendapatkan pelayanan kesehatan akan berkontribusi pada penurunan kemiskinan anak. Kebijakan layanan kesehatan dapat mengatasi kemiskinan anak dengan berkurangnya kemungkinan tagihan medis yang dapat menghancurkan keuangan keluarga [15]. Sementara itu, pengaruh signifikan pada variabel proporsi desa/kelurahan yang bahan bakar memasak sebagian besar keluarga berasal dari bahan bakar alami ( $X_{12}$ ) erat kaitannya dengan kesulitan masyarakat miskin untuk mengakses bahan bakar memasak yang bersih. Lebih lanjut, pada laporan Indeks Kemiskinan Multidimensi global yang dirilis oleh *United Nations Development Programme* (UNDP) dan *Oxford Poverty and Human Development Initiative* (OPHI) University of Oxford menunjukkan bahwa 50 persen orang miskin di dunia mengalami kemiskinan karena sulitnya akses terhadap listrik dan bahan bakar bersih untuk memasak [10].

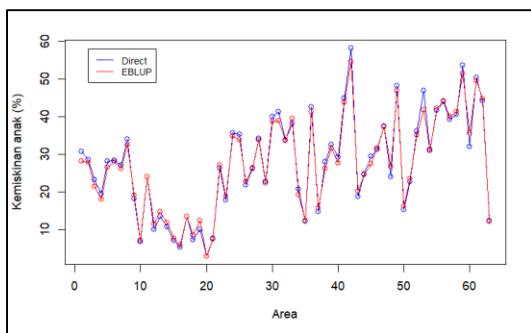
Ringkasan statistik hasil pendugaan SAE EBLUP disajikan pada Tabel 4.5. Berdasarkan tabel tersebut, dapat ditunjukkan bahwa nilai pendugaan tingkat kemiskinan anak dengan metode SAE EBLUP tidak jauh berbeda dengan nilai pendugaan langsung yang ditampilkan pada Tabel 4.1. Lebih lanjut, perbandingan pendugaan tingkat kemiskinan anak secara visual dapat ditunjukkan pada Gambar 4.2(a). Selain itu, nilai RSE berada dalam rentang 7 – 60,45 persen, dengan ukuran pemusatan data berupa median berada di angka 11,2 persen. Secara rata – rata, ukuran RSE SAE EBLUP lebih rendah dari RSE pendugaan langsung. Ini menunjukkan bahwa terdapat perbaikan akurasi pendugaan tingkat kemiskinan anak ketika menerapkan SAE EBLUP.

**Tabel 4.5.** Ringkasan statistik hasil pendugaan SAE EBLUP

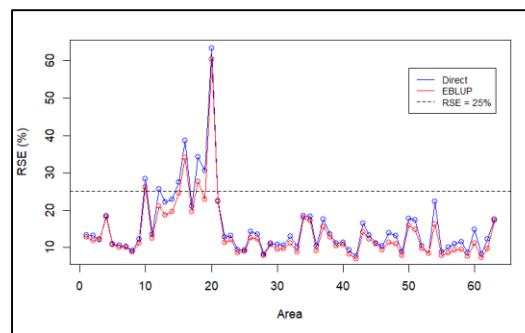
<b>Statistik</b>	<b>Kemiskinan anak (%)</b>	<b>RSE (%)</b>
Minimal	2,86	7,00
Q1	18,34	9,50
Median	27,09	11,20
Rata – rata	27,30	13,95
Q3	36,48	16,06
Maksimal	54,64	60,45

Akan tetapi, hasil pendugaan kemiskinan anak di Pulau Maluku dan Papua dengan metode SAE EBLUP masih terkendala oleh tingkat akurasi yang rendah, di mana masih terdapat kabupaten/kota dengan ukuran RSE > 25 persen. Lebih lanjut, Gambar 4.2(b) menunjukkan bahwa terdapat 4 kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua yang memiliki ukuran RSE yang cukup tinggi. Keempatnya terdiri dari Kota Ambon (26,23%), Halmahera Utara (34%), Pulau Morotai (27,57%), dan Kota Ternate (60,45%).

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**



**Gambar 4.2(a).** Tingkat kemiskinan anak hasil pendugaan langsung dan SAE EBLUP



**Gambar 4.2(b).** Nilai RSE hasil pendugaan langsung dan SAE EBLUP

Secara umum, ukuran RSE dari hasil pendugaan SAE EBLUP lebih rendah dari hasil pendugaan langsung. Sebanyak tiga dari tujuh kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua yang terkendala oleh rendahnya tingkat akurasi pendugaan langsung, berhasil diatasi. Ini menunjukkan bahwa model SAE EBLUP mampu mengatasi area kecil, yaitu area/domain di mana ukuran sampel tidak mencukupi untuk menghasilkan penduga langsung yang terpercaya. Meskipun demikian, masih terdapat empat kabupaten/kota dengan tingkat akurasi yang rendah atau memiliki RSE > 25 persen. Oleh karena itu, diperlukan metode pendugaan area kecil alternatif untuk mencapai tingkat akurasi yang cukup baik.

#### 4.3 Pendugaan Tingkat Kemiskinan Anak dengan Metode SAE HB Beta

Model pendugaan tingkat kemiskinan anak dengan metode SAE HB Beta menggunakan empat variabel pendukung yang sama dengan model SAE EBLUP, yaitu  $X_2, X_4, X_{10}$ , dan  $X_{12}$ . Nilai penduga dan varians HB Beta diperoleh melalui cara kerja metode numerik Markov Chain Monte Carlo (MCMC). Metode tersebut memudahkan proses komputasi yang rumit dalam menyelesaikan persamaan integrasi. Distribusi posterior terbaik akan tercapai pada kondisi yang konvergen, yaitu ketika sampel MCMC bersifat acak, tidak memiliki pola yang periodik, dan stabil. Kondisi yang konvergen tercapai dengan jumlah iterasi sebanyak 500, iterasi MCMC sebanyak 10.000, dan *thin* sebanyak 7.

Pembangunan model SAE HB Beta menghasilkan keempat variabel pendukung berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan anak. Terlihat bahwa pada Tabel 4.6 rentang *credible interval* tidak memuat nilai 0 antara kuantil 2,5% dan 97,5% di setiap variabel pendukung, yang berarti bahwa keempat variabel pendukung yang dipilih signifikan memengaruhi variabel tingkat kemiskinan anak.

**Tabel 4.6.** Estimasi koefisien parameter model SAE HB Beta

Variabel	Mean	SD	Credible Interval	
			2,5%	97,5%
Intercept	-1,651	0,002	-1,655	-1,648
$X_2$	0,878	0,003	0,872	0,884
$X_4$	-0,001	0,000	-0,001	-0,001
$X_{10}$	-0,003	0,000	-0,003	-0,003
$X_{12}$	0,861	0,004	0,854	0,868

Ringkasan statistik hasil pendugaan SAE HB Beta disajikan pada Tabel 4.7. Berdasarkan tabel tersebut, dapat ditunjukkan bahwa nilai pendugaan tingkat kemiskinan anak dengan metode SAE HB Beta tidak jauh berbeda dengan nilai pendugaan langsung. Meskipun terdapat nilai pendugaan tingkat kemiskinan anak yang lebih tinggi atau lebih rendah dari nilai pendugaan langsung. Perbedaan tersebut

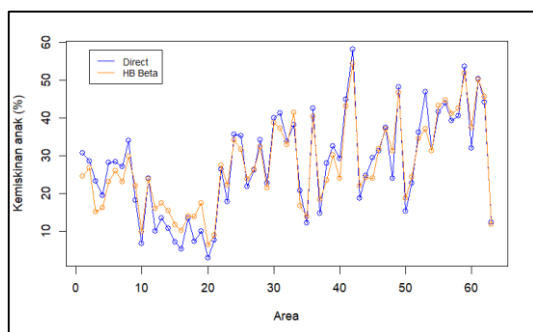
**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

merupakan bentuk koreksi dari model SAE HB Beta terhadap pendugaan langsung [14]. Secara visual, perbandingan pendugaan tingkat kemiskinan anak antara pendugaan langsung dengan SAE HB Beta dapat ditunjukkan pada Gambar 4.3(a).

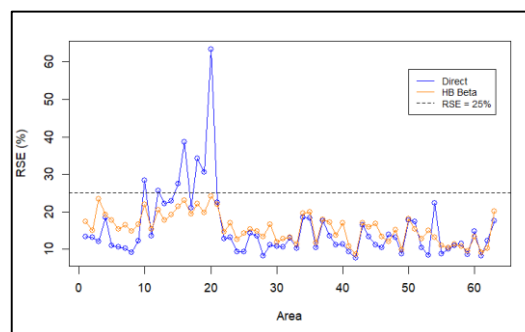
**Tabel 4.7.** Ringkasan statistik hasil pendugaan SAE HB Beta

Statistik	Kemiskinan anak (%)	RSE (%)
Minimal	6,22	8,61
Q1	17,84	12,74
Median	24,51	15,36
Rata – rata	27,54	15,69
Q3	37,10	18,04
Maksimal	54,36	24,11

Selain itu, nilai RSE SAE HB Beta berada dalam rentang 8,61 – 24,11 persen, dengan ukuran pemusatan data berupa median berada di angka 15,36 persen. Berdasarkan hasil pendugaan tersebut, maka model SAE HB Beta dapat mengurangi nilai RSE semua kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua yang terkendala oleh masalah akurasi. Hal tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.3(b), di mana semua kabupaten/kota di Pulau Maluku-Papua memiliki nilai RSE < 25 persen. Temuan tersebut sesuai dengan penelitian sebelumnya, di mana model SAE dengan pendekatan Hierarchical Bayes (HB) mampu memberikan efek penyusutan pada RSE hasil pendugaan langsung [12], [14], [19]. Dengan demikian, berdasarkan metode pendugaan SAE HB Beta, semua kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua memiliki tingkat akurasi pendugaan kemiskinan anak yang cukup baik.



**Gambar 4.3(a).** Tingkat kemiskinan anak hasil pendugaan langsung dan SAE HB Beta



**Gambar 4.3(b).** Nilai RSE hasil pendugaan langsung dan SAE HB Beta

#### 4.4 Evaluasi: Pemilihan Model Terbaik

Langkah selanjutnya adalah menentukan model SAE terbaik yang akan digunakan untuk mengatasi masalah pendugaan langsung. Penentuan model terbaik ini didasarkan pada nilai RSE terendah dari nilai estimasinya. Berdasarkan Tabel 4.8, dapat dilihat bahwa ukuran RSE pada pendugaan langsung dan model SAE EBLUP memiliki nilai maksimal yang lebih tinggi dari 25 persen, sedangkan nilai maksimal untuk penggunaan model SAE HB Beta sudah berada dibawah 25 persen yaitu sebesar 24,11.

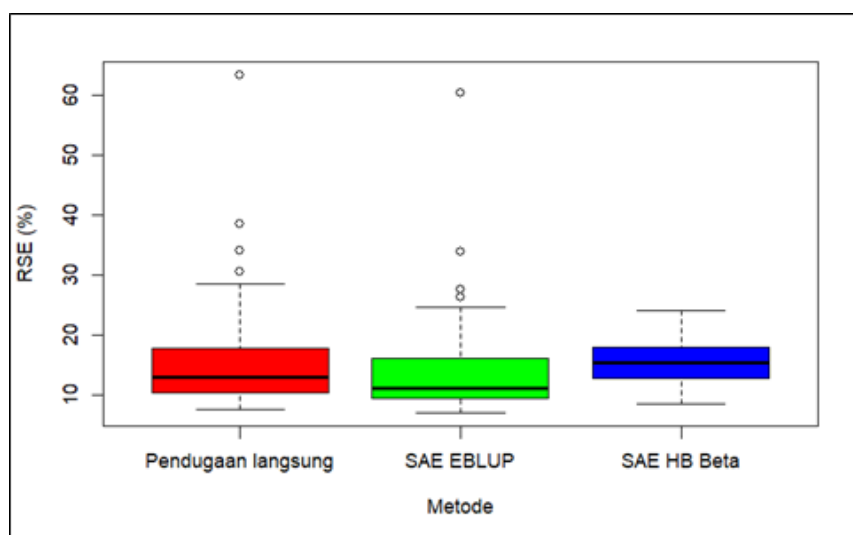
**Tabel 4.8.** Ringkasan statistik nilai RSE pendugaan langsung, SAE EBLUP, dan SAE HB Beta

Statistik	RSE (%)		
	Pendugaan Langsung	EBLUP	SAE HB Beta
Minimal	7,63	7,00	8,61

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

Q1	10,43	9,50	12,74
Median	12,92	11,20	15,36
Rata – rata	15,58	13,95	15,69
Q3	17,72	16,06	18,04
Maksimal	63,28	60,45	24,11

Perbandingan nilai RSE ketiga metode pendugaan, secara visual dapat ditunjukkan pada Gambar 4.4. Berdasarkan gambar tersebut, model pendugaan HB Beta secara rata – rata melalui ukuran median menghasilkan nilai RSE hingga 2 – 3 persen poin lebih tinggi dibandingkan dengan pendugaan langsung. Nilai RSE hasil pendugaan SAE HB Beta secara rata – rata juga lebih tinggi dari hasil pendugaan SAE EBLUP. Meskipun demikian, semua kabupaten/kota berada dalam tingkat akurasi yang baik ( $RSE < 25$  persen), dengan nilai rata – rata RSE sebesar 15,69 persen.



**Gambar 4.4.** Boxplot perbandingan RSE metode pendugaan langsung, SAE EBLUP dan SAE HB Beta

Lebih lanjut, Tabel 4.9 menunjukkan bahwa model pendugaan SAE HB Beta mampu menghasilkan nilai pendugaan tingkat kemiskinan anak yang cukup akurat, dengan seluruh 63 kabupaten/kota di Pulau Maluku-Papua memiliki  $RSE < 25$  persen. Nilai RSE yang rendah menunjukkan bahwa estimasi yang dihasilkan sudah cukup akurat. Berdasarkan hal tersebut, SAE HB Beta merupakan metode pendugaan area kecil terbaik dibandingkan dengan SAE EBLUP, dan dapat digunakan untuk memperbaiki hasil pendugaan langsung.

**Tabel 4.9.** Jumlah kabupaten/kota menurut kelompok RSE dan metode pendugaan

Kategorisasi	Jumlah kabupaten/kota		
	Pendugaan Langsung	EBLUP	SAE HB Beta
$0 < RSE \leq 25$	56	59	63
$25 < RSE \leq 50$	6	3	0
$RSE > 50$	1	1	0
<b>Total</b>	<b>63</b>	<b>63</b>	<b>63</b>

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada penelitian ini, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Pendugaan langsung tingkat kemiskinan anak di Pulau Maluku dan Papua pada tahun 2023 belum memberikan hasil pendugaan dengan kualitas yang baik karena masih terdapat kabupaten/kota dengan nilai RSE lebih besar dari 25 persen.
2. Kemudian, metode pendugaan area kecil ditunjukkan mampu memperbaiki hasil pendugaan langsung, dimana hasil pendugaan dengan model SAE EBLUP dan SAE HB Beta berhasil menurunkan RSE hasil pendugaan langsung pada data tingkat kemiskinan anak di Pulau Maluku dan Papua. Akan tetapi, model SAE EBLUP masih menyisakan 4 kabupaten/kota dengan nilai RSE lebih besar dari 25 persen.
3. SAE HB Beta menjadi model/metode pendugaan area kecil terbaik karena ditunjukkan mampu mengurangi ukuran RSE pada semua kabupaten/kota di Pulau Maluku dan Papua hingga bernilai kurang dari 25 persen. Hal ini berarti bahwa model SAE HB Beta dapat memperbaiki hasil pendugaan langsung lebih baik dari model SAE EBLUP.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Beers, L. S., Szilagy, M. A., Goza, S. H., Seigel, W. M., & Del Monte, M., 2021. Ending Child Poverty by Investing in Children and Families. *Academic Pediatrics*, 21(8), S92–S93. <https://doi.org/10.1016/j.acap.2021.09.002>
- [2] BPS, 2017. *Analisis Kemiskinan Anak dan Deprivasi Hak-Hak Dasar Anak di Indonesia*. Badan Pusat Statistik, Jakarta.
- [3] BPS, 2023. *Persentase Penduduk Miskin September 2022 naik menjadi 9,57 persen*. <https://www.bps.go.id/id/pressrelease/2023/01/16/2015/persentase-penduduk-miskin-september-2022-naik-menjadi-9-57-persen.html> [22 Juli 2024]
- [4] Foster, J., Greer, J., & Thorbecke, E., 1984. A Class of Decomposable Poverty Measures. *Econometrica*, 52(3), 761. <https://doi.org/10.2307/1913475>
- [5] Gemede, B., Alamirew, B., & Eman, B., 2023. Child Poverty and Its Determinants: The Case of Negele Arsi Woreda, Oromia Regional State, Ethiopia. *Cogent Food & Agriculture*, 9(1). <https://doi.org/10.1080/23311932.2023.2211809>
- [6] Gordon, D., Nandy, S., Pantazis, C., Pemberton, S., & Townsend, P., 2003. *The Distribution of Child Poverty in Developing World*. Centre for International Poverty Research, Bristol.
- [7] Kemen PPA, & BPS, 2022. *Indeks Perlindungan Anak Tahun 2022*. Kementerian Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak, Jakarta.
- [8] National Academies of Sciences Engineering and Medicine, 2019. *A Roadmap to Reducing Child Poverty*. National Academies Press, Washington D.C.
- [9] Nisa, K., & Budiarti, W., 2020. Pengaruh Teknologi Informasi dan Komunikasi terhadap Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2012 - 2017. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2019(1), 759–768. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2019i1.186>
- [10] Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI), 2018. *Global Multidimensional Poverty Index*. <https://ophi.org.uk/multidimensional-poverty-index/> [28 Mei 2024]
- [11] Pemerintah RI, 2020. *Peraturan Presiden Nomor 18 Tahun 2020 Tentang Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional Tahun 2020–2024*. <https://peraturan.go.id/id/perpres-no-18-tahun-2020> [28 Mei 2024]

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Priatmadani, Putri Puspita Sari, Ervan Nur Rahmat, Puput Budi Aji, Faried Akbar**  
**Nafiis, Nofita Istiana**

- [12] Permatasari, N., & Larasati, Widya., 2022. Perbandingan Metode SAE EBLUP dan SAE HB Pada Pendugaan Area Kecil (Studi Kasus Pendugaan Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur). *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 6(1), 96–108. <https://doi.org/10.21009/JSA.06109>
- [13] Rao, J. N. K., & Molina, I., 2015. *Small Area Estimation: Second Edition*. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey.
- [14] Salis, D. R., & Ubaidillah, A., 2023. Estimasi Tingkat Kemiskinan Anak Level Kabupaten/Kota di Provinsi Banten Tahun 2018-2021 dengan Small Area Estimation (SAE) Rao-Yu Pendekatan Hierarchical Bayes. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2023(1), 515–524. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2023i1.1709>
- [15] Sharfstein, J. M., & Thornton, R. L. J., 2021. US Healthcare Policy and Child Poverty. *Academic Pediatrics*, 21(8), S88–S89. <https://doi.org/10.1016/j.acap.2021.07.013>
- [16] United Nations Children’s Fund, 2017. *Children in Indonesia: An analysis of poverty, mobility and multidimensional deprivation*. UNICEF, Jakarta.
- [17] von Fintel, M., 2021. Chronic Child Poverty and Health Outcomes in South Africa Using a Multidimensional Poverty Measure. *Child Ind Res* 14, 1571–1596. <https://doi.org/10.1007/s12187-021-09817-0>
- [18] Wulansari, J., Permatasari, N., & Ubaidillah, A., 2022. Pendugaan Area Kecil Persentase Anak-anak Usia Kurang dari 18 Tahun yang Hidup di Bawah Garis Kemiskinan Tingkat Kabupaten/Kota di Indonesia Tahun 2020. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2022(1), 383–394. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1467>
- [19] Yuniarty, 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 Terapan*, 18(1), 0493–0506. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss1pp0493-0506>