

## Application of Small Area Estimation for Global Hunger Index at Regency/Municipality Level in Papua Island

### Penerapan *Small Area Estimation* untuk *Global Hunger Index* Level Kabupaten/Kota di Pulau Papua

Randy Daffa Aditya<sup>1</sup>, Azka Ubaidillah<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Politeknik Statistika STIS

Email: <sup>1</sup>[randydaffaa@gmail.com](mailto:randydaffaa@gmail.com), <sup>2</sup>[azka@stis.ac.id](mailto:azka@stis.ac.id)

#### Abstract

Reducing hunger is one of the primary targets of the Sustainable Development Goals (SDGs), particularly Goal 2: Zero Hunger. The Global Hunger Index (GHI) is a key indicator used to measure hunger, comprising four components: the prevalence of undernourishment (PoU), child mortality rate, child stunting, and wasting. While PoU and child mortality data are available at the district/city level across Indonesia, limited data on stunting and wasting in several areas of Papua makes it difficult to calculate the GHI at the local level. Data limitations hinder the formulation of locally targeted policies. This study aims to estimate the district-level GHI in Papua Province using the Small Area Estimation (SAE) approach. Data sources include the 2023 Indonesia Health Survey and Podes 2021. Stunting prevalence is estimated using the Empirical Best Linear Unbiased Predictor (EBLUP) method, while wasting is estimated using the Hierarchical Bayes Beta approach. The results indicate that SAE improves estimation precision compared to direct estimation, as reflected by lower Relative Standard Error (RSE) values. Estimates reveal GHI may vary in category between serious to extremely alarming, with Jayapura City having the lowest and Dogiyai as the highest GHI in Papua.

**Keywords:** stunting, wasting, SAE, GHI, hunger.

#### Abstrak

Pengentasan kelaparan menjadi salah satu sasaran utama dalam *Sustainable Development Goals* (SDGs) khususnya tujuan kedua yaitu *Zero Hunger*. *Global Hunger Index* (GHI) merupakan indikator penting untuk mengukur kelaparan yang dibentuk dari empat komponen, yaitu prevalensi ketidacukupan konsumsi pangan (PoU), angka kematian anak, *stunting*, dan *wasting*. Data PoU dan kematian anak telah tersedia di tingkat kabupaten/kota di seluruh Indonesia, namun keterbatasan data *stunting* dan *wasting* di beberapa wilayah di Papua menghambat penghitungan GHI secara menyeluruh di tingkat lokal. Padahal, variasi kondisi antar kabupaten/kota dapat sangat signifikan akibat perbedaan akses pangan, kondisi ekonomi, dan infrastruktur antar wilayah. Hal ini menyulitkan perumusan kebijakan yang berbasis data lokal. Penelitian ini bertujuan untuk menghitung GHI tingkat kabupaten/kota di Provinsi Papua menggunakan pendekatan *Small Area*



*Estimation* (SAE). Data yang digunakan berasal dari Survei Kesehatan Indonesia 2023 dan Potensi Desa 2021. Prevalensi *stunting* diestimasi menggunakan metode *Empirical Best Linear Unbiased Predictor* (EBLUP), sedangkan *wasting* menggunakan pendekatan *Hierarchical Bayes* Beta. Hasil menunjukkan bahwa metode SAE dapat memperbaiki tingkat presisi estimasi dibandingkan estimasi langsung, ditinjau dari penurunan nilai *Relative Standard Error* (RSE). Sementara itu, GHI di Pulau Papua berada di level yang menengah hingga sangat mengkhawatirkan, dengan Kota Jayapura tercatat memiliki GHI terendah, sementara Kabupaten Dogiyai mencatatkan GHI tertinggi.

**Kata kunci:** *stunting*, *wasting*, SAE, GHI, kelaparan

## 1. PENDAHULUAN

Kelaparan merupakan isu serius di negara berkembang seperti Indonesia. Data FAO [3] mencatat lebih dari 700 juta orang atau 9% populasi dunia mengalami kelaparan pada 2022. Secara medis, rasa lapar adalah reaksi sementara tubuh terhadap kekurangan energi jangka pendek, sedangkan kelaparan (*starvation*) merupakan kondisi kronis akibat kekurangan nutrisi berat yang dapat merusak organ vital dan menyebabkan penyakit seperti marasmus dan kwashiorkor. Pemerintah Indonesia melalui Permenkes No. 28 Tahun 2019 menetapkan kebutuhan energi minimum 2.100 kkal dan 57 gram protein per kapita per hari sebagai batas untuk mencegah kelaparan dan dampak yang ditimbulkannya.

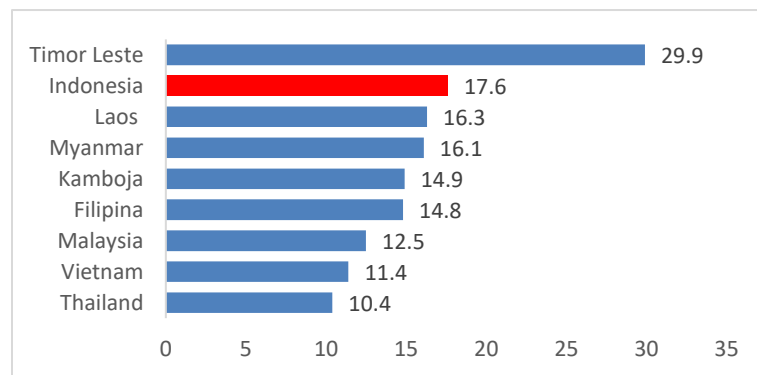
Kelaparan dapat disebabkan oleh berbagai faktor struktural seperti ketidakstabilan pemerintahan, diskriminasi sosial, serta kelompok rentan seperti anak-anak, perempuan, dan lansia [3]. Faktor ekonomi seperti penurunan pendapatan riil, terbatasnya bantuan pangan, lonjakan harga pangan, dan tingginya pengangguran juga menjadi pemicu utama [5],[7]. Selain itu, kelaparan sangat berkaitan dengan kemiskinan, di mana individu miskin kesulitan memenuhi kebutuhan dasar, sehingga peningkatan angka kemiskinan turut memperburuk angka kelaparan [13].

Kelaparan berdampak luas tidak hanya bagi individu, tetapi juga terhadap perekonomian negara. Kekurangan gizi menurunkan produktivitas tenaga kerja, khususnya di sektor pertanian dan manufaktur yang sangat bergantung pada tenaga fisik. *World Bank* dalam [1] menyebut bahwa pekerja yang kekurangan gizi memiliki kapasitas fisik dan kognitif yang rendah. Selain itu, kelaparan meningkatkan beban biaya kesehatan negara karena risiko penyakit kronis dan infeksi meningkat. [6] menegaskan bahwa kelaparan memperkuat lingkaran kemiskinan melalui tingginya biaya kesehatan, hilangnya pendapatan, dan ketergantungan pada bantuan sosial. Dalam jangka panjang, kondisi ini dapat menghambat pertumbuhan ekonomi melalui peningkatan kemiskinan dan kesenjangan sosial. Kekurangan gizi sejak dini, khususnya pada anak-anak, menurunkan kecerdasan dan produktivitas saat dewasa, menciptakan siklus kemiskinan yang sulit diputus [8].

Pengentasan kelaparan menjadi prioritas global dalam Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs), khususnya pada Tujuan 2 yaitu *Zero Hunger* yang menargetkan penghapusan kelaparan, peningkatan ketahanan pangan dan gizi, serta pertanian berkelanjutan hingga 2030. Berbagai indikator seperti *Food Insecurity Experience Scale* (FIES), *Prevalence of Undernourishment* (PoU), dan Indeks Ketahanan Pangan (IKP) telah dikembangkan untuk memantau kondisi ini. Namun, masing-masing indikator memiliki keterbatasan. FIES menekankan pengalaman subjektif tanpa mencakup status gizi, PoU mengukur ketersediaan energi pangan namun mengabaikan kualitas dan distribusinya, sedangkan IKP di Indonesia lebih fokus pada aspek struktural dan spasial tanpa mencakup kerentanan individu. Karena itu, dibutuhkan indikator yang lebih komprehensif dan multidimensional seperti *Global Hunger Index* (GHI) untuk memahami kelaparan secara lebih menyeluruh.

*Global Hunger Index* (GHI), yang dikembangkan oleh *International Food Policy Research Institute* (IFPRI) sejak 2006, mengukur kelaparan secara multidimensi melalui tiga aspek utama

yaitu ketidakcukupan pangan, kekurangan gizi anak, dan kematian anak. Sejak 2015, GHI menggunakan empat indikator utama, yaitu *prevalence of undernourishment* (PoU), *stunting* dan *wasting* pada balita, serta tingkat kematian anak. Pendekatan ini memungkinkan GHI memberikan gambaran komprehensif terhadap penyebab dan dampak kelaparan. Pada laporan GHI 2023, Indonesia menempati peringkat ke-77 dari 125 negara dengan skor 17,6 yang tergolong moderat. Skor ini mengalami penurunan dari tahun 2015 yang sebesar 21,9. Hal ini mencerminkan adanya perbaikan dalam penanganan kelaparan di Indonesia. Akan tetapi, dengan skor tersebut, Indonesia masih menjadi negara dengan tingkat kelaparan tertinggi kedua di Asia Tenggara, hanya satu tingkat di bawah Timor Leste (gambar 1.1). Keadaan ini semakin mengkhawatirkan di tengah adanya ancaman krisis ekonomi dan masih tingginya tingkat kemiskinan di Indonesia.



**Gambar 1.1.** Persebaran Global Hunger Index di Negara-Negara Asia Tenggara Tahun 2023

Di Indonesia, meskipun telah diterapkan berbagai program seperti Program Keluarga Harapan (PKH), Bantuan Pangan Non-Tunai (BPNT), dan penguatan pangan lokal, tantangan kelaparan masih tinggi, terutama di daerah terpencil. Data Kementerian Pertanian dan FAO [3] menunjukkan bahwa prevalensi gizi buruk dan kerawanan pangan tetap tinggi di wilayah dengan ketidakstabilan ekonomi dan keterbatasan infrastruktur. Tingkat kelaparan di Indonesia menunjukkan variasi antarprovinsi yang dipengaruhi oleh kondisi sosial-ekonomi dan akses infrastruktur. Daerah seperti Papua, Maluku, dan Nusa Tenggara memiliki tingkat kelaparan lebih tinggi dibandingkan provinsi di Pulau Jawa [8]. Hal ini mencerminkan pentingnya pendekatan lokal dalam menangani kelaparan, karena kebijakan nasional belum tentu sesuai dengan kondisi spesifik daerah. Saat ini, *Global Hunger Index* hanya disajikan di tingkat nasional. Laporan Survei Kesehatan Indonesia (SKI) dalam Angka Tahun 2023 mencatat bahwa terdapat 13 kabupaten tanpa estimasi *stunting* dan 15 kabupaten tanpa estimasi *wasting* di Pulau Papua akibat *response rate* yang rendah (kurang dari 70%). Keterbatasan data di tingkat kabupaten/kota menyulitkan penyusunan kebijakan yang tepat sasaran. Untuk mengatasi hal ini, metode *Small Area Estimation* (SAE) dapat digunakan sebagai pendekatan yang mampu menghasilkan estimasi yang lebih akurat di wilayah dengan ukuran sampel terbatas.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa metode SAE mampu menghasilkan estimasi yang lebih presisi dibandingkan dengan estimasi langsung. [11] melakukan estimasi proporsi penduduk dengan asupan kalori di bawah 1.400 kkal/kapita/hari pada tingkat kecamatan di Provinsi Bali tahun 2014. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan SAE berbasis *Hierarchical Bayes* memberikan tingkat presisi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode estimasi langsung. Sementara itu, [4] mengestimasi prevalensi *stunting* pada balita hingga tingkat kecamatan di Provinsi Nusa Tenggara Barat menggunakan model Fay-Herriot. Hasil studi ini mengonfirmasi bahwa metode *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP) Fay-Herriot

menghasilkan estimasi yang lebih baik daripada estimasi langsung, ditinjau dari nilai *relative standard error* (RSE) yang lebih rendah.

Dengan demikian, tujuan dari penelitian ini adalah: (1) mengetahui gambaran umum estimasi langsung prevalensi *stunting* dan *wasting* pada tingkat kabupaten/kota di Pulau Papua pada tahun 2023; (2) memperoleh pendugaan area kecil menggunakan SAE EBLUP dan SAE HB Beta; (3) membandingkan hasil estimasi langsung dengan hasil estimasi area kecil untuk menilai peningkatan presisi hasil estimasi; (4) menghitung *Global Hunger Index* (GHI) dan membuat visualisasi peta distribusi GHI pada tingkat kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2023.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Landasan Teori

#### *Global Hunger Index (GHI)*

*Global Hunger Index* (GHI) merupakan indikator komprehensif yang digunakan untuk mengukur dan memantau tingkat kelaparan di level global, regional, dan nasional dari waktu ke waktu [17]. Sejak 2015, GHI disusun berdasarkan empat indikator utama yang mencerminkan sifat multidimensi kelaparan, yaitu: kekurangan gizi (*undernourishment*) yang menunjukkan proporsi populasi dengan asupan kalori tidak mencukupi; pertumbuhan terhambat (*stunting*) pada anak balita yang mencerminkan kekurangan gizi kronis; pemborosan (*wasting*) pada anak balita yang menunjukkan kekurangan gizi akut; serta tingkat kematian anak (*child mortality rate*) sebelum usia lima tahun yang menggambarkan dampak paling serius dari kekurangan gizi. Keempat indikator ini mencakup aspek ketersediaan pangan, kualitas dan pemanfaatan makanan, serta kerentanan terhadap lingkungan tidak sehat.

*Global Hunger Index* dihitung melalui tiga tahapan utama untuk meminimalisir efek kesalahan pengukuran acak (*random measurement error*). Pertama, nilai keempat indikator komponen (kekurangan gizi, *stunting*, *wasting*, dan kematian anak) diperoleh dari sumber data resmi paling mutakhir. Kedua, setiap indikator distandarisasi menggunakan ambang batas yang ditetapkan sedikit di atas nilai tertinggi yang pernah tercatat secara global, yaitu 80 untuk *undernourishment*, 70 untuk *stunting*, 30 untuk *wasting*, dan 35 untuk kematian anak. Meskipun ambang batas ini berasal dari pengamatan antara tahun 1988–2013, tidak ada negara yang melebihi batas tersebut hingga saat ini, sehingga tetap valid untuk digunakan. Ketiga, skor dari masing-masing indikator kemudian diagregasikan untuk membentuk skor GHI, dengan bobot sepertiga untuk *undernourishment* dan kematian anak, serta seperenam untuk *stunting* dan *wasting*. Skor GHI diklasifikasikan dalam lima kategori: *low* ( $\leq 9,9$ ), *moderate* (10,0–19,9), *serious* (20,0–34,9), *alarming* (35,0–49,9), dan *extremely alarming* ( $\geq 50,0$ ). Skor GHI berada pada skala 0–100, di mana 0 mencerminkan tidak adanya kelaparan dan 100 menunjukkan kondisi paling parah, meskipun dalam praktiknya tidak ada negara yang mencapai kedua ekstrem tersebut [17]. Nilai GHI dirumuskan sebagai berikut

$$GHI = \frac{1}{3} \left( \frac{PoU}{80} \times 100 \right) + \frac{1}{6} \left( \frac{Stunting}{70} \times 100 \right) + \frac{1}{6} \left( \frac{Wasting}{30} \times 100 \right) + \frac{1}{3} \left( \frac{CMR}{35} \times 100 \right) \quad (2.1)$$

#### *Stunting*

*Stunting* adalah kondisi gangguan pertumbuhan anak akibat kekurangan gizi kronis dan infeksi berulang, terutama dalam 1.000 Hari Pertama Kehidupan (HPK), yang ditandai dengan tinggi badan di bawah -2 standar deviasi menurut kurva WHO [9]. Penyebab *stunting* bersifat kompleks, meliputi kekurangan kalori karena kemiskinan, rendahnya pendidikan, buruknya praktik pemberian makan, faktor budaya, serta penyakit kronis dan infeksi akibat sanitasi buruk dan kurangnya imunisasi. Dampaknya mencakup gagal tumbuh, hambatan kognitif dan motorik, serta peningkatan risiko penyakit metabolik di masa dewasa, yang turut menimbulkan kerugian ekonomi sebesar 2–3% dari PDB per tahun.

### **Wasting**

Prevalensi *wasting* pada balita mengukur proporsi anak di bawah lima tahun dengan berat badan rendah terhadap tinggi badannya, mencerminkan kekurangan gizi akut akibat asupan makanan yang tidak mencukupi dan infeksi seperti diare atau pneumonia [9]. Kondisi ini bersifat darurat karena meningkatkan risiko kematian dan menghambat perkembangan fisik serta kognitif anak. Penyebab *wasting* meliputi kurangnya asupan gizi, infeksi berulang, pengetahuan gizi yang rendah, akses kesehatan terbatas, kemiskinan, sanitasi buruk, dan gangguan akibat bencana atau konflik. *Wasting* tidak hanya mengancam kelangsungan hidup individu, tetapi juga mencerminkan kerawanan pangan dan berdampak pada kualitas sumber daya manusia, sehingga penanggulangannya menjadi prioritas dalam program kesehatan masyarakat.

### 2.2 Cakupan Penelitian

Penelitian ini mencakup 42 kabupaten/kota di Pulau Papua dengan unit observasi yaitu penduduk berusia 0 sampai 4 tahun (balita). Penelitian ini menggunakan data sekunder yang bersumber dari Survei Kesehatan Indonesia (SKI) tahun 2023 dan data Potensi Desa (Podes) 2021 sebagai variabel penyerta. SKI dilaksanakan oleh Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan (BKPK) di bawah naungan Kementerian Kesehatan. Instrumen yang digunakan adalah SKI 2023 Instrumen Rumah Tangga Balita, yang digunakan untuk memperoleh estimasi langsung prevalensi *stunting* dan *wasting*. Sementara itu, data Prevalensi Ketidacukupan Konsumsi Pangan (PoU) dan angka kematian anak diperoleh dari publikasi resmi BPS.

Kandidat variabel penyerta diperoleh dengan cara mencari penelitian terdahulu yang relevan dengan *interest variable*. Dalam penelitian ini, diperoleh 25 kandidat variabel penyerta yaitu jumlah keluarga yang tinggal di pemukiman kumuh (X1), luas areal pertanian yang terdampak/rusak (X2), jumlah SD negeri (X3), jumlah SMP negeri (X4), jumlah rumah sakit (X5), jumlah rumah sakit bersalin (X6), jumlah puskesmas tanpa rawat inap (X7), jumlah puskesmas pembantu (X8), jumlah poskesdes (X9), jumlah posyandu aktif (X10), jumlah pasar tanpa bangunan (X11), jumlah warung/kedai makanan (X12), jumlah toko/warung kelontong (X13), proporsi desa dengan status penggunaan fasilitas buang air besar sebagian besar keluarga adalah jamban sendiri (X14), proporsi desa dengan status penggunaan fasilitas buang air besar sebagian besar keluarga adalah jamban umum (X15), proporsi desa dengan tempat pembuangan akhir tinja sebagian besar keluarga adalah lubang tanah (X16), proporsi desa dengan tempat pembuangan akhir tinja sebagian besar keluarga adalah pantai/tanah lapang/kebun (X17), proporsi desa dengan tempat/saluran pembuangan limbah cair dari air mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah drainase (got/selokan) (X18), proporsi desa dengan tempat/saluran pembuangan limbah cair dari air mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah sungai/saluran irigasi/danau/laut (X19), proporsi desa dengan tempat/saluran pembuangan limbah cair dari air mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah lainnya (X20), proporsi desa dengan status sumber air untuk mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah ledeng dengan meteran (PAM/PDAM) (X21), proporsi desa dengan status sumber air untuk mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah mata air (X22), proporsi desa dengan status kegiatan posyandu (X23), proporsi desa dengan status pemberian makanan tambahan (X24), dan proporsi desa dengan status pelatihan kader (X25).

### 2.3 Metode Analisis

#### ***Pendugaan Langsung (Direct Estimation)***

Pendugaan langsung merupakan metode estimasi parameter berdasarkan data sampel dari domainnya sendiri dan bergantung pada desain sampling survei. Sampel dipilih untuk mewakili populasi dengan keuntungan efisiensi waktu, biaya, dan tenaga, serta mampu menghasilkan informasi yang lebih rinci dibandingkan sensus. Teknik probability sampling memungkinkan pengukuran presisi yang lebih baik, dan estimasi langsung menghasilkan nilai parameter yang tidak

bias jika bobot digunakan secara tepat [12]. Namun, karena bergantung pada desain sampling, metode ini sangat dipengaruhi oleh ukuran sampel. Ukuran sampel yang kecil dapat menghasilkan penduga dengan error dan varians besar sehingga kurang valid. BPS menilai kualitas penduga menggunakan *Relative Standard Error* (RSE), dengan kategori RSE <25% (baik), 25–50% (perlu hati-hati), dan >50% (tidak valid). Karena alokasi sampel tidak seragam antar strata, digunakan bobot pembobot individu balita ( $w_{\text{balita}}$ ) untuk menghasilkan estimasi yang merepresentasikan populasi secara valid dan tidak bias. Proporsi balita *stunting* dan *wasting* dihitung menggunakan penduga Horvitz-Thompson (HT) sebagai metode dari pendugaan langsung dengan rumus sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_i^{HT} = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^{n_j} W_{ijk} \times Y_{ijk}}{\sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^{n_j} W_{ijk}}; Y_{ijk} = 1 \text{ jika nilai standarisasi} < -2 \quad (2.2)$$

$$0 \text{ jika nilai standarisasi} \geq -2$$

Dimana:

$\hat{\theta}_i^{HT}$  = proporsi balita *stunting* atau *wasting* di kabupaten/kota ke-i

$W_{ijk}$  = pembobot untuk balita ke-k pada blok sensus ke-j di kabupaten/kota ke-i

$Y_{ijk}$  = status gizi balita ke-k pada blok sensus ke-j di kabupaten/kota ke-i

#### ***Small Area Estimation Empirical Best Linear Unbiased Predictor (SAE EBLUP)***

*Small Area Estimation* (SAE) digunakan untuk memperoleh estimasi parameter yang andal di wilayah berukuran kecil dengan memanfaatkan informasi tambahan dari sumber lain. Keberhasilan model SAE sangat dipengaruhi oleh ketersediaan variabel penyerta (*auxiliary variables*) yang relevan [12]. Dalam penelitian ini, karena variabel penyerta yang digunakan berbentuk data agregat pada tingkat wilayah, seperti data jumlah fasilitas kesehatan atau proporsi desa dengan akses sanitasi, maka pendekatan yang digunakan adalah model level area. Salah satu model yang digunakan adalah model Fay-Herriot, yang memodelkan parameter  $\theta_i$  dengan dua komponen galat, yaitu *random effect* antar area ( $v_i$ ) dan *sampling error* ( $e_i$ ), yang secara matematis dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan seperti dijelaskan oleh [12]:

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + b_i v_i + e_i; i = 1, \dots, m \quad (2.3)$$

Dimana  $\mathbf{x}_i^T$  merupakan vektor variabel penyerta,  $\boldsymbol{\beta}$  adalah vektor koefisien *fixed effect*,  $b_i$  merupakan konstanta positif yang diketahui,  $e_i$  dan  $v_i$  saling independen dengan  $e_i \sim N(0, \sigma_{e_i}^2)$ . *Best Linear Unbiased Predictor* (BLUP) merupakan penduga yang dikembangkan dari *linear mixed model* (LMM) yang mengasumsikan bahwa variabel *interest* mengikuti distribusi normal dan komponen varians diketahui. Pada LMM, *random effect area* dan *sampling error* diasumsikan independen dengan  $e_i \sim N(0, \sigma_{e_i}^2)$  dan  $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$ . Asumsi bahwa varians *random effect* ( $\sigma_v^2$ ) diketahui sangat sulit dipenuhi. Menurut [12], EBLUP mengestimasi  $\sigma_v^2$  yang tidak diketahui dengan metode REML untuk mendapatkan estimator  $\sigma_v^2$  sehingga didapat penduga EBLUP untuk  $\theta_i$  dalam persamaan berikut:

$$\hat{\theta}_i^H = \hat{\gamma}_i \hat{\theta}_i + (1 - \hat{\gamma}_i) \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (2.4)$$

Dengan

$$\hat{\gamma}_i = \frac{\sigma_v^2 b_i^2}{\sigma_{e_i}^2 + \sigma_v^2 b_i^2} \quad (2.5)$$

Dan BLUE estimator dari  $\boldsymbol{\beta}$  adalah sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \left[ \sum_{i=1}^m \frac{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T}{\sigma_{e_i}^2 + \sigma_v^2 b_i^2} \right]^{-1} \left[ \sum_{i=1}^m \frac{\mathbf{x}_i \hat{\theta}_i}{\sigma_{e_i}^2 + \sigma_v^2 b_i^2} \right] \quad (2.6)$$

Dimana  $\hat{\gamma}_i$  dan  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  adalah nilai dari  $\gamma_i$  dan  $\boldsymbol{\beta}$  saat  $\sigma_v^2$  disubstitusi oleh  $\hat{\sigma}_v^2$ . Penduga EBLUP yang dikembangkan dari BLUP juga dibangun dari LMM dan cocok diterapkan pada variabel kontinu.

Untuk evaluasi hasil pendugaan, digunakan *mean square error* (MSE) dan *relative standard error* (RSE) dengan rumus sebagai berikut:

$$MSE(\hat{\theta}_i^H) = g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) + 2g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2) \quad (2.7)$$

$$g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) = \frac{\hat{\sigma}_v^2 b_i^2 \sigma_{e_i}^2}{\sigma_{e_i}^2 + \hat{\sigma}_v^2 b_i^2} = \hat{\gamma}_i \sigma_{e_i}^2 \quad (2.8)$$

$$g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) = (1 - \hat{\gamma}_i)^2 \mathbf{x}_i^T \left[ \sum_{i=1}^m \frac{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T}{\sigma_{e_i}^2 + \hat{\sigma}_v^2 b_i^2} \right]^{-1} \mathbf{x}_i \quad (2.9)$$

$$g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2) = 2(\sigma_{e_i}^2)^2 b_i^4 (\sigma_{e_i}^2 + \hat{\sigma}_v^2 b_i^2)^{-3} \left[ \sum_{i=1}^m \frac{b_i^4}{(\sigma_{e_i}^2 + \hat{\sigma}_v^2 b_i^2)^2} \right]^{-1} \quad (2.10)$$

$$RSE(\hat{\theta}_i^H) = \frac{\sqrt{MSE(\hat{\theta}_i^H)}}{\hat{\theta}_i^H} \times 100\% \quad (2.11)$$

### **Small Area Estimation Hierarchical Bayes Beta (SAE HB Beta)**

*Hierarchical Bayes* (HB) adalah pemodelan SAE yang memanfaatkan teorema *Bayesian*. Menurut Rao dan Molina (2015), dalam pendekatan *Hierarchical Bayes* (HB), distribusi *prior* untuk parameter model ( $\lambda$ ) ditentukan secara subjektif. Distribusi *posterior* dari parameter area kecil ( $\theta$ ), yang mempertimbangkan data pengamatan ( $\mathbf{y}$ ), diperoleh melalui penerapan Teorema *Bayes*. Model ini dibangun dalam dua tahap, yaitu tahap pertama berupa fungsi *likelihood* ( $(\mathbf{y}|\theta, \lambda)$ ) dan tahap kedua berupa distribusi *prior* untuk  $\theta$  ( $f(\theta|\lambda_2)$ ). Kedua tahap tersebut digabungkan dengan *hyperprior* dari parameter  $\lambda = (\lambda_1^T, \lambda_2^T)^T$  untuk memperoleh distribusi *posterior*  $f(\theta|\mathbf{y})$ , yang menjadi dasar proses inferensi dalam metode HB. Estimasi parameter  $\phi = h(\theta)$  dilakukan menggunakan nilai ekspektasi dari distribusi *posterior*, yaitu  $\phi^{HB} = E[h(\theta)|\mathbf{y}]$ , sementara presisi estimasi dievaluasi berdasarkan varians posterior, yaitu  $\text{Var}(\phi^{HB}) = V[h(\theta)|\mathbf{y}]$ . Menurut Rao & Molina (2015), teorema *Bayesian* dituliskan sebagai berikut:

$$f(\theta, \lambda|\mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}, \theta|\lambda)f(\lambda)}{f_1(\lambda)} \quad (2.12)$$

Dimana  $f_1(\lambda)$  merupakan fungsi marginal dari  $\mathbf{y}$ , dirumuskan sebagai berikut:

$$f_1(\lambda) = \int f(\mathbf{y}, \theta|\lambda)f(\lambda)d\theta d\lambda \quad (2.13)$$

Distribusi *posterior* untuk parameter  $\theta$  ( $f(\theta|\mathbf{y})$ ) diperoleh melalui persamaan berikut:

$$f(\theta|\mathbf{y}) = \int f(\theta|\mathbf{y}, \lambda)f(\lambda|\mathbf{y})d\lambda \quad (2.14)$$

Seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.14), proses memperoleh distribusi *posterior* beserta rata-rata dan variansnya memerlukan integrasi yang kompleks dan multidimensi. Untuk mengatasi hal ini, digunakan metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC), yang memungkinkan pembangkitan sampel dari distribusi posterior guna memperkirakan karakteristik distribusi tersebut [16]. Salah satu algoritma utama dalam MCMC adalah *Gibbs sampling*. *Gibbs sampling* dianggap efektif dalam mengestimasi parameter pada model berdimensi tinggi dengan struktur integrasi yang rumit karena mampu menghasilkan variabel acak tanpa memerlukan perhitungan langsung dari fungsi densitas distribusinya.

Penelitian ini juga menerapkan model SAE *Hierarchical Bayes* berbasis distribusi beta. Model ini merupakan perluasan dari model Fay-Herriot dengan asumsi bahwa model sampling mengikuti distribusi beta serta menggunakan fungsi logit sebagai *link function*, di mana varians *sampling* dianggap tidak diketahui. [14] menyatakan bahwa distribusi beta cocok untuk data dalam bentuk proporsi atau yang nilainya berada dalam rentang antara 0 dan 1. Sementara itu, [10] memilih fungsi

*logit* sebagai penghubung dalam model karena fungsi ini memastikan hasil estimasi tetap berada dalam rentang yang sesuai, yaitu antara 0 dan 1. Mengingat data proporsi yang digunakan dalam studi ini bersifat asimetris, model SAE HB beta dinilai paling tepat untuk digunakan dan dapat diformulasikan sebagai berikut:

i. *Sampling model*

$$\hat{\theta}_i | \theta_i, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \sim \text{Beta}(a_i, b_i), \quad i = 1, \dots, m \quad (2.15)$$

Dalam model ini,  $\hat{\theta}_i$  merepresentasikan estimasi proporsi untuk area kecil ke- $i$ , sedangkan  $\theta_i$  merupakan parameter sebenarnya dari proporsi tersebut. Parameter distribusi beta dinyatakan dengan  $a_i$  dan  $b_i$ , yang masing-masing dihitung sebagai  $a_i = \theta_i v$  dan  $b_i = (1 - \theta_i)v$ . Nilai  $v$  sendiri diasumsikan mengikuti distribusi gamma dengan parameter tetap, yaitu  $v \sim \text{Gamma}(g_1, g_2)$ , di mana  $g_1$  dan  $g_2$  ditentukan sebelumnya. Berdasarkan formulasi ini, nilai harapan dari  $\hat{\theta}_i$  adalah sama dengan parameter sebenarnya  $\theta_i$ , karena  $E(\hat{\theta}_i) = \theta_i = \frac{a_i}{a_i + b_i}$ .

ii. *Linking model*

$$\text{logit}(\theta_i) | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \sim N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2), \quad i = 1, \dots, m \quad (2.16)$$

Dengan  $\beta_j \sim N(\mu_{\beta_j}, \sigma_{\beta_j}^2)$  dan  $\sigma_v^2 \sim \text{IG}(t_1, t_2)$ , dimana *IG* merupakan singkatan dari *Inversed Gamma*.

Dalam pendekatan Bayesian, *confidence interval* dikenal sebagai *credible interval*, yang menggambarkan probabilitas bahwa suatu interval mencakup nilai parameter populasi. *Credible interval* ini digunakan sebagai dasar untuk menguji signifikansi parameter, di mana suatu variabel penyerta dianggap signifikan apabila rentang *credible interval*-nya tidak mencakup nilai nol [15].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Gambaran Umum Pendugaan Langsung *Stunting* dan *Wasting* Level Kabupaten/Kota di Pulau Papua Tahun 2023

Estimasi langsung prevalensi *stunting* dan *wasting* dilakukan menggunakan unit analisis seluruh balita di Pulau Papua yang tercatat dalam Survei Kesehatan Indonesia 2023. Setelah pengolahan data, diperoleh angka *stunting* dan *wasting* pada tingkat kabupaten/kota di wilayah tersebut. Secara ringkas, berikut gambaran umum terkait angka *stunting* & *wasting* untuk seluruh kabupaten/kota di Pulau Papua.

**Tabel 3.1.** Statistik deskriptif hasil estimasi langsung *stunting* dan *wasting* (%)

Statistik Deskriptif	<i>Stunting</i>	<i>Wasting</i>
Minimum	19,60	1,18
Kuartil Pertama	25,80	9,86
Median	31,61	14,29
Rata-rata	33,12	14,49
Kuartil Ketiga	37,83	17,73
Maksimum	65,14	40,09

Sumber: SKI 2023, data diolah

Berdasarkan Tabel 3.1, dapat diketahui bahwa pada tahun 2023, rata-rata prevalensi *stunting* di wilayah Pulau Papua mencapai 33,12 persen. Prevalensi terendah tercatat di Kabupaten Teluk Wondama sebesar 19,60 persen, sementara prevalensi tertinggi ditemukan di Kabupaten Intan Jaya dengan angka mencapai 65,14 persen. Untuk *wasting*, rata-rata prevalensi di Papua pada tahun yang sama adalah sebesar 14,49 persen. Kabupaten Yahukimo memiliki angka *wasting* terendah sebesar



1,18 persen, sedangkan angka tertinggi tercatat di Kabupaten Dogiyai, yaitu sebesar 40,09 persen. Hasil dari estimasi langsung juga menunjukkan bahwa RSE *stunting* melebihi 25 persen di tiga kabupaten yaitu Pegunungan Bintang, Nduga, dan Intan Jaya. Sedangkan untuk *wasting* terdapat tujuh kabupaten yaitu Yahukimo, Nduga, Intan Jaya, Pegunungan Bintang, Yalimo, Mamberamo Tengah, dan Puncak.

### 3.2 Estimasi Tidak Langsung SAE EBLUP untuk *Stunting* dan *Wasting* Level Kabupaten/Kota di Pulau Papua Tahun 2023

Setelah memperoleh hasil estimasi langsung, tahap selanjutnya adalah estimasi tidak langsung menggunakan metode SAE EBLUP. Untuk meningkatkan akurasi pendugaan, dilakukan seleksi variabel penyerta dengan uji korelasi Pearson terhadap variabel respon. Dari 25 kandidat, terpilih 14 variabel signifikan untuk *stunting* dan 11 untuk *wasting*. Selanjutnya, dilakukan pemeriksaan multikolinearitas antar variabel penyerta dengan ambang batas koefisien korelasi 0,8. Jika terdeteksi, salah satu variabel harus dieliminasi. Setelah memastikan tidak ada multikolinearitas, model terbaik dipilih menggunakan metode *stepwise regression*, yang secara bertahap menyeleksi variabel untuk membentuk model regresi akhir yang optimal.

Model yang terpilih dalam penelitian ini memuat empat variabel penyerta untuk masing masing variabel *interest*, yaitu jumlah SMP negeri ( $X_4$ ), proporsi desa dengan tempat pembuangan akhir tinja bagi sebagian besar keluarga adalah lubang tanah ( $X_{16}$ ), proporsi desa dengan status sumber air untuk mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah mata air ( $X_{22}$ ) dan proporsi desa dengan keberadaan status pelatihan kader ( $X_{25}$ ) untuk *stunting*. Sedangkan untuk *wasting* yaitu luas areal pertanian yang terdampak/rusak ( $X_2$ ), jumlah posyandu aktif ( $X_{10}$ ), proporsi desa dengan tempat pembuangan akhir tinja sebagian besar keluarga adalah pantai/tanah lapang/ kebun ( $X_{17}$ ) dan proporsi desa dengan tempat/saluran pembuangan limbah cair dari air mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah saluran lainnya ( $X_{20}$ ). Hasil pemodelan ditampilkan dalam tabel 3.2 berikut:

**Tabel 3.1.** Estimasi parameter hasil pemodelan SAE EBLUP

Koefisien Parameter	Estimasi	Standard Error	p-value
<i>Stunting</i>			
<i>Intercept</i>	0,3505	0,0384	$6,3002 \times 10^{-20}$ **
$X_4$	-0,0018	0,0010	0,08339*
$X_{16}$	0,0803	0,0478	0,09286*
$X_{22}$	0,1169	0,0508	0,02129**
$X_{25}$	-0,1119	0,0517	0,03046**
<i>Wasting</i>			
<i>Intercept</i>	0,1377	0,0163	$3,527 \times 10^{-17}$ **
$X_2$	$4,445 \times 10^{-5}$	$3,2 \times 10^{-5}$	0,1648
$X_{10}$	$-1,923 \times 10^{-4}$	$9,976 \times 10^{-5}$	0,0539*
$X_{17}$	2,2793	0,7187	0,0015**
$X_{20}$	-0,1541	0,0669	0,0209**

Sumber: SKI 2023 & Podes 2021, data diolah

Keterangan: \*) = signifikan pada  $\alpha = 10\%$ ; \*\*) = signifikan pada  $\alpha = 5\%$

Dalam pemodelan SAE, interpretasi terhadap nilai estimasi parameter yang signifikan secara statistik tidak diperlukan. Hal ini disebabkan fokus dalam penelitian SAE adalah memprediksi nilai  $\hat{\theta}$ , yaitu prevalensi *stunting* dan *wasting*, bukan berfokus pada estimasi terhadap nilai  $\hat{\beta}$ . Selain itu, variabel penyerta yang dimasukkan ke dalam model tujuannya hanya berfungsi sebagai informasi tambahan untuk meningkatkan presisi hasil estimasi langsung, bukan untuk dilihat pengaruhnya terhadap hasil estimasi langsung.

Asumsi yang harus dipenuhi dalam menggunakan model SAE EBLUP adalah pengaruh acak areanya (*random effect area*) harus memenuhi distribusi normal [12]. Untuk itu, dilakukan pengujian normalitas pada *random effect area* menggunakan uji Shapiro-Wilk. Hasil uji normalitas ditampilkan pada tabel berikut:

**Tabel 3.2.** Hasil pengujian asumsi normalitas pada random effect area model SAE EBLUP

Variabel	Statistik uji	p-value	Keterangan
Stunting	0,9773	0,5587	Random effect area berdistribusi normal
Wasting	0,9674	0,2702	Random effect area berdistribusi normal

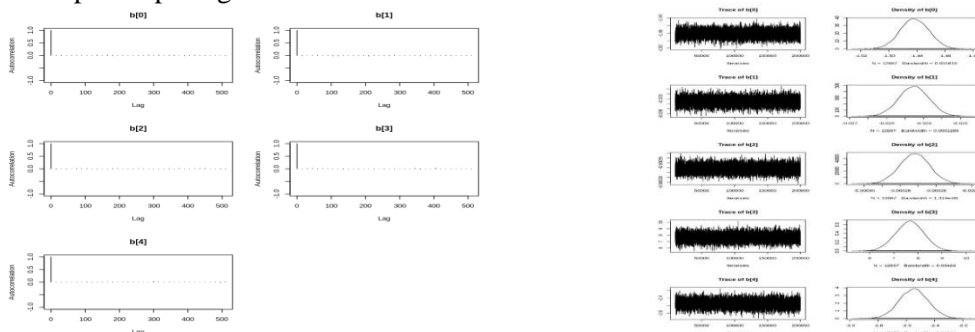
Sumber: SKI 2023 & Podes 2021, data diolah

Tabel 3.3 menunjukkan bahwa pada taraf signifikansi 5 persen, *random effect* untuk *stunting* dan *wasting* berdistribusi normal, sehingga asumsi model SAE EBLUP terpenuhi. Model ini berhasil meningkatkan presisi estimasi *stunting*, namun output menunjukkan bahwa masih terdapat wilayah dengan RSE *wasting* di atas 25%. Oleh karena itu, perlu dilanjutkan dengan pemodelan menggunakan SAE HB Beta untuk memperbaiki tingkat presisi estimasi *wasting*.

3.3 Estimasi Tidak Langsung SAE HB Beta untuk Prevalensi *Wasting* Level Kabupaten/Kota di Pulau Papua Tahun 2023

Pada SAE HB Beta, korelasi variabel penyerta dihitung terhadap logit estimasi langsung, berbeda dengan SAE EBLUP yang menghitung korelasi antara variabel penyerta dengan estimasi langsung. Dari 25 kandidat, hanya 9 variabel yang berkorelasi signifikan, dan setelah uji multikolinearitas, semuanya tetap digunakan karena tidak saling berkorelasi kuat. Melalui *stepwise regression*, diperoleh empat variabel signifikan yaitu jumlah pasar tanpa bangunan ( $X_{11}$ ), jumlah toko/warung kelontong ( $X_{13}$ ), proporsi desa dengan tempat pembuangan akhir tinja sebagian besar keluarga adalah pantai/tanah lapang/kebun ( $X_{17}$ ), dan proporsi desa dengan tempat/saluran pembuangan limbah cair dari air mandi/cuci sebagian besar keluarga adalah saluran lainnya ( $X_{20}$ ) yang kemudian digunakan dalam pemodelan SAE HB Beta untuk estimasi prevalensi *wasting*.

Estimasi pada SAE HB Beta dilakukan dengan pendekatan *bayesian* menggunakan distribusi *prior* dan *likelihood* untuk memperoleh distribusi *posterior*. Proses ini dibantu oleh algoritma MCMC guna menyelesaikan integral kompleks, dengan konvergensi tercapai pada 50 *update*, 200.000 *iteration*, 15 *thin*, dan 10.000 *burn-in*. Konvergensi dievaluasi melalui tiga *diagnostic plot*: (1) *autocorrelation plot* menunjukkan peluruhan cepat setelah lag pertama, (2) *trace plot* tidak menunjukkan pola periodik, dan (3) *density plot* membentuk kurva lonceng yang halus. *Diagnostic plot* ditampilkan pada gambar berikut:



(a)

(b)

**Gambar 3.1.** (a) *Autocorrelation plot* dan (b) *Trace plot & density plot* hasil pemodelan

Gambar 3.1 menunjukkan bahwa semua parameter telah memiliki *autocorrelation plot* yang memudar setelah *lag* pertama, *trace plot* yang stasioner tanpa pola periodik, dan *density plot* yang halus menyerupai distribusi normal. Ketiga indikator ini mengonfirmasi bahwa model HB Beta telah mencapai konvergensi. Setelah konvergensi, signifikansi parameter dievaluasi melalui *credible interval*. Parameter dianggap tidak signifikan jika intervalnya mencakup nol dalam rentang 2,5% hingga 97,5%. Hasil pengecekan signifikansi ditampilkan dalam tabel 3.4.

**Tabel 3.3.** Hasil estimasi koefisien parameter model SAE HB Beta

Estimasi Koefisien Parameter	Rata-rata	Standar Deviasi	2,5%	97,5%
<i>Intercept</i>	-1,4816	0,0101	-1,501	-1,4619
X <sub>11</sub>	-0,0235	0,0008	-0,0241	-0,0219
X <sub>13</sub>	-0,0003	0,000008	-0,0003	-0,0002
X <sub>17</sub>	7,6609	0,5881	7,2667	8,8051
X <sub>20</sub>	-2,5473	0,1026	-2,6174	-2,3443

Sumber: SKI 2023 & Podes 2021, data diolah

Tabel 3.4 menunjukkan bahwa seluruh variabel signifikan karena *credible interval* untuk rata-rata estimasi tidak mencakup nol. Estimasi koefisien parameter dalam model SAE HB Beta diperoleh dari rata-rata sampel yang dibangkitkan, namun tidak diinterpretasikan karena variabel penyerta hanya berfungsi sebagai informasi tambahan untuk meningkatkan ketepatan estimasi.

3.4 Evaluasi Pemodelan antara Estimasi Langsung, Estimasi Tidak Langsung SAE EBLUP, dan SAE HB Beta

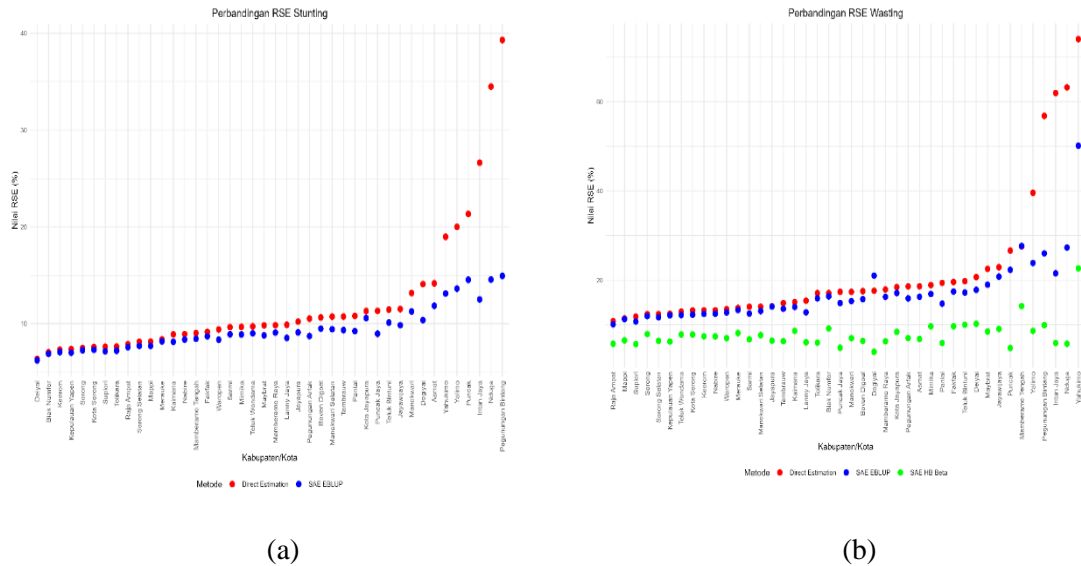
Ditinjau dari nilai RSE, estimasi *stunting* paling optimal diperoleh melalui SAE EBLUP. Namun untuk *wasting*, metode EBLUP belum cukup baik sehingga dilanjutkan dengan SAE HB Beta. SAE HB Beta terbukti mampu menurunkan RSE dibandingkan estimasi langsung maupun EBLUP. Ringkasan perbandingan RSE ditampilkan pada tabel 3.5 berikut:

**Tabel 3.4.** Perbandingan RSE hasil estimasi langsung, SAE EBLUP, dan SAE HB Beta (%)

Statistik Deskriptif	<i>Stunting</i>		<i>Wasting</i>		
	Estimasi Langsung	SAE EBLUP	Estimasi Langsung	SAE EBLUP	SAE HB Beta
Minimum	6,36	6,19	10,81	10,12	3,94
Kuartil Pertama	8,19	7,80	13,56	12,58	6,25
Median	9,83	8,88	17,38	15,52	6,99
Mean	12,05	9,37	21,67	16,92	7,78
Kuartil Ketiga	11,41	10,04	19,73	17,73	8,59
Maksimum	39,29	14,93	74,04	50,16	22,65

Sumber: SKI 2023 & Podes 2021, data diolah

Tabel 3.5 menunjukkan bahwa estimasi *stunting* dengan SAE EBLUP memiliki rata-rata RSE sebesar 9,37 persen dan maksimum 14,93 persen.. Untuk *wasting*, metode SAE HB Beta memberikan rata-rata RSE terendah yaitu 7,78 persen dan maksimum 22,65 persen. Seluruh daerah memiliki RSE di bawah ambang batas (25%) sehingga dapat dianggap akurat. Hal ini sejalan dengan prinsip di mana semakin kecil nilai RSE, semakin tinggi pula tingkat presisi estimasi. Secara keseluruhan, SAE HB Beta memberikan estimasi *wasting* yang lebih presisi dibandingkan metode lainnya. Perbaikan tingkat presisi ditunjukkan dalam *dotplot* berikut



Sumber: SKI 2023 & Podes 2021, data diolah  
**Gambar 2.2.** Dotplot perbandingan RSE hasil estimasi langsung, SAE EBLUP, dan SAE HB Beta untuk (a) prevalensi *stunting* dan (b) *wasting*

Gambar 3.2 menunjukkan peningkatan presisi estimasi melalui turunnya titik warna biru pada *dotplot* SAE EBLUP dan titik warna hijau pada *dotplot* SAE HB Beta dibandingkan estimasi langsung. Hal ini mencerminkan penurunan nilai RSE pada estimasi tidak langsung. Sebaran nilai RSE antar kabupaten/kota di Pulau Papua ditampilkan pada tabel 3.6.

**Tabel 3.5.** Jumlah kabupaten/kota di Pulau Papua berdasarkan kategori nilai RSE

Kategori	<i>Stunting</i>		<i>Wasting</i>		
	Estimasi Langsung	SAE EBLUP	Estimasi Langsung	SAE EBLUP	SAE HB Beta
RSE ≤ 25%	39	42	35	38	42
25% < RSE ≤ 50%	3	0	3	3	0
RSE > 50%	0	0	4	1	0

Sumber: SKI 2023 & Podes 2021, data diolah

Tabel 3.6 menunjukkan bahwa SAE EBLUP berhasil menurunkan RSE *stunting* di seluruh daerah hingga di bawah 25 persen. Sementara itu, SAE HB Beta mampu memperbaiki estimasi *wasting* hingga tidak ada daerah dengan RSE di atas 25 persen. Hasil estimasi ini nantinya akan digunakan untuk melakukan pemetaan. Dalam pemetaan, prevalensi *stunting* dan *wasting* yang sudah dipublikasikan sebelumnya akan dipertahankan karena telah melalui proses *quality control* yang ketat dan memiliki tingkat presisi yang memadai. Sementara itu, hasil estimasi SAE digunakan untuk melengkapi data di wilayah yang angkanya belum dipublikasikan karena RSE yang masih tinggi.

3.5 Penghitungan dan Pemetaan Global Hunger Index di Pulau Papua Tahun 2023

Hasil estimasi menunjukkan adanya variasi nilai GHI dan komponennya antar kabupaten/kota di Papua. Kota Jayapura memiliki GHI terendah, sedangkan Kabupaten Dogiyai memiliki GHI

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Randy Daffa Aditya, Azka Ubaidillah

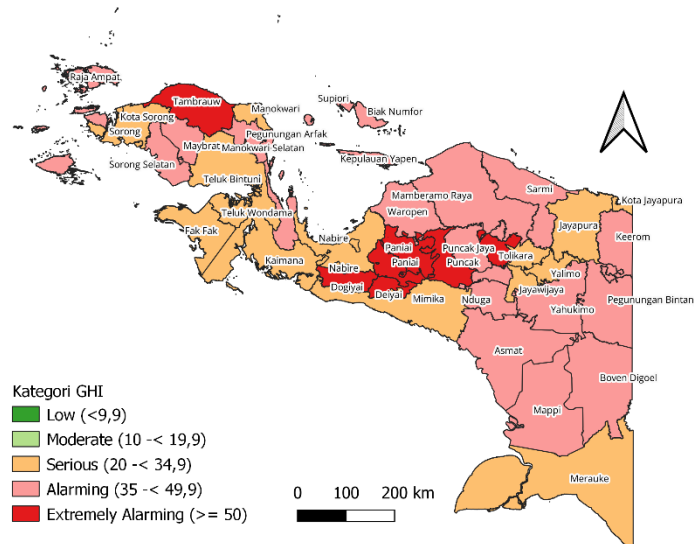
tertinggi akibat tingginya prevalensi *wasting* dan *undernourishment*. Kota Sorong mencatatkan PoU dan angka kematian anak terendah, sementara Dogiyai dan Tambrauw memiliki nilai tertinggi untuk masing-masing indikator tersebut. Prevalensi *stunting* terendah ada di Teluk Bintuni dan tertinggi di Tolikara, sedangkan *wasting* terendah di Yahukimo dan tertinggi di Dogiyai. Tabel berikut menampilkan ringkasan statistik dari *Global Hunger Index* di Pulau Papua tahun 2023 beserta komponen-komponen penyusunnya:

**Tabel 3.6.** Ringkasan statistik untuk *Global Hunger Index* beserta komponen-komponennya

Statistik Deskriptif	Prevalence of Undernourishment	Child Mortality Rate	Stunting	Wasting	Global Hunger Index
Minimum	17,21	4,30	19,60	1,46	24,09
Kuartil Pertama	23,34	7,63	25,80	9,84	31,77
Median	29,89	10,28	31,61	14,29	39,75
Mean	34,50	11,19	32,83	14,49	40,90
Kuartil Ketiga	43,64	14,93	37,83	17,73	48,15
Maksimum	67,17	21,51	51,91	40,09	61,46

Sumber: BPS dan SKI 2023

Untuk melihat sebaran spasial tingkat kelaparan di Pulau Papua, disajikan peta *choropleth* GHI yang dikategorikan ke dalam lima kelompok sesuai pedoman resmi *Global Hunger Index* yaitu *low* (<9,9), *moderate* (10–19,9), *serious* (20–34,9), *alarming* (35–49,9) dan *extremely alarming* ( $\geq 50$ ).



**Gambar 3.3.** Peta Choropleth *Global Hunger Index* di Pulau Papua Tahun 2023

Berdasarkan peta tersebut, seluruh kabupaten/kota di Pulau Papua masih berada pada tingkat kelaparan yang serius hingga sangat mengkhawatirkan. Hal ini terlihat dari peta *choropleth* yang didominasi warna kuning hingga merah tanpa wilayah berwarna hijau. Daerah dengan tingkat kelaparan tertinggi, seperti Kabupaten Dogiyai, Deiyai, Puncak, dan Tambrauw yang umumnya terletak di pedalaman serta pegunungan dengan akses terbatas dan minimnya fasilitas kesehatan

[7],[18]. Sementara itu, wilayah dengan GHI terendah adalah Kota Jayapura. Kota Jayapura memiliki GHI yang lebih rendah karena sebagai daerah pusat administratif dan ekonomi yang didukung oleh aksesibilitas yang baik, fasilitas kesehatan dan pendidikan yang memadai, serta ekonomi yang lebih beragam. Hal ini meningkatkan daya beli masyarakat terhadap pangan bergizi dan memungkinkan pelaksanaan program gizi dan kesehatan berjalan lebih efektif [5].

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini antara lain:

1. Secara umum, hasil pendugaan langsung menunjukkan bahwa 3 dari 42 kabupaten/kota memiliki presisi rendah untuk prevalensi *stunting*, dan 7 kabupaten/kota untuk prevalensi *wasting*. Hal ini disebabkan oleh RSE yang masih tinggi yaitu lebih dari 25 persen sehingga perlu dilakukan *small area estimation* untuk memperbaiki tingkat RSE dari penduga langsung.
2. Setelah dilakukan penyesuaian melalui model SAE, rata-rata prevalensi *stunting* di Papua tahun 2023 sebesar 32,83 persen dengan nilai terendah di Teluk Bintuni dan tertinggi di Tolikara. Untuk *wasting*, rata-rata prevalensi di Pulau Papua sebesar 14,49 persen dengan angka terendah di Yahukimo dan tertinggi di Dogiyai.
3. Berdasarkan evaluasi menggunakan nilai RSE, SAE EBLUP merupakan metode terbaik dalam mengestimasi angka *stunting*, sedangkan SAE HB Beta merupakan metode terbaik dalam mengestimasi angka *wasting*. Hasil pengolahan menunjukkan seluruh wilayah sudah memiliki nilai RSE yang kurang dari 25 persen, di bawah batas yang ditetapkan BPS. Hal ini menandakan keunggulan metode SAE dalam meningkatkan tingkat presisi dari estimasi langsung.
4. Hasil pemetaan menggunakan *Global Hunger Index* (GHI) menunjukkan bahwa seluruh kabupaten/kota di Pulau Papua masih berada pada tingkat kelaparan yang serius hingga sangat mengkhawatirkan. GHI tertinggi terdapat di Kabupaten Dogiyai yang dipengaruhi oleh keterbatasan akses dan minimnya fasilitas di wilayah pegunungan. Sebaliknya, Kota Jayapura memiliki GHI yang paling rendah karena didukung oleh aksesibilitas yang baik, fasilitas memadai, serta ekonomi yang lebih beragam, yang menunjang efektivitas program gizi dan kesehatan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amrullah, E. R., Ishida, A., Pullaila, A., & Rusyiana, A., 2019. Who suffers from food insecurity in Indonesia?. *International Journal of Social Economics*, Vol. 46, No. 10, 1186–1197. doi.org/10.1108/IJSE-03-2019-0196
- [2] Badan Pusat Statistik, 2023. Statistik Kemiskinan di Papua 2023. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- [3] FAO, IFAD, UNICEF, WFP, & WHO, 2023. The State of Food Security and Nutrition in the World 2023: Building resilience for food security and nutrition. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
- [4] Hakim, M. A. C., & Muchlisoh, S., 2019. Penerapan Model Fay-Herriot Pada Estimasi Prevalensi Stunting Level Kecamatan Di Nusa Tenggara Barat Tahun 2017. *Seminar Nasional Official Statistics*, Vol. 2019(2019), No. 1, 74–83. doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2019i1.105
- [5] Hidayat, F., & Hanri, M., 2023. Analisis Regional Dampak Program Beras Sejahtera dan Bantuan Pangan Non Tunai terhadap Tingkat Ketahanan Pangan Keluarga Penerima Manfaat.

- Indonesian Treasury Review: Jurnal Perbendaharaan, Keuangan Negara Dan Kebijakan Publik*, Vol. 8, No. 4, 371–386. doi.org/10.33105/itrev.v8i4.677
- [6] Hoddinott, J., Alderman, H., Behrman, J. R., Haddad, L., & Horton, S., 2013. The economic rationale for investing in stunting reduction. *Maternal and Child Nutrition*, Vol. 9, No. 2, 69–82. doi.org/10.1111/mcn.12080
- [7] Hutagaol, M. P., & Sinaga, R., 2022. Pengaruh Pendapatan Dan Harga Pangan Terhadap Diversifikasi Pangan Di Pulau Jawa. *SCIENTIFIC JOURNAL OF REFLECTION : Economic, Accounting, Management and Business*, Vol. 5, No. 3, 702–715. doi.org/10.37481/sjr.v5i3.524
- [8] Jones, A. D., & Foulds, M. S., 2021. Malnutrition and economic productivity: Evidence from a cross-country analysis. *Journal of Development Economics*, Vol. 150, 102–115. doi.org/10.1016/j.jdeveco.2021.102115
- [9] Kementerian Kesehatan., 2024. SKI 2023 Dalam Angka. Jakarta: Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan, Kementerian Kesehatan
- [10] Liu, B., 2009. Hierarchical Bayes Estimation and Empirical Best Prediction of Small Area Proportions. University of Maryland.
- [11] Purwa, T., 2019. Penerapan Model Spatial Logit-Normal pada Small Area Estimation dengan Metode Hierarchical Bayes: Studi Kasus Estimasi Proporsi Penduduk dengan Asupan Kalori Minimum di Bawah 1.400 kkal / kapita / hari per kecamatan di Provinsi Bali. *Seminar Nasional Official Statistics 2019: Pengembangan Official Statistics Dalam Mendukung Implementasi SDGs*, 59–66.
- [12] Rao, J. N. K., & Molina, I., 2015. Small Area Estimation (2nd ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- [13] Tanziha, I., Syarief, H., Kusharto, C., Hardinsyah, & Sukandar, D., 2005. Analisis Determinan Kelaparan. *Media Gizi Dan Keluarga*, Vol. 29, No. 2, 14–23.
- [14] Thiele, J., & Markussen, B., 2012. Potential of GLMM in modelling invasive spread. *CABI Reviews*, 1–10. doi.org/10.1079/PAVSNR20127016
- [15] Thrane, E., & Talbot, C., 2019. An introduction to Bayesian inference in gravitational-wave astronomy: Parameter estimation, model selection, and hierarchical models. *Publications of the Astronomical Society of Australia*, Vol. 36, No. 10. doi.org/10.1017/pasa.2019.2
- [16] Ubaidillah, A., 2014. Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayesian Neural Network untuk Pemetaan Kemiskinan di Kota Jambi [Tesis]. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- [17] von Grebmer, K., Bernstein, J., Geza, W., Ndlovu, M., Wiemers, M., Reiner, L., Bachmeier, M., Hanano, A., Ni Cheilleachair, R., Sheehan, T., Foley, C., Gitter, S., Larocque, G., & Fritschel, H., 2023. *2023 Global Hunger Index: The Power of Youth in Shaping Food System*.
- [18] Wahyuni, R. N. T., & Damayanti, A., 2014. Faktor-Faktor yang Menyebabkan Kemiskinan di Provinsi Papua: Analisis Spatial Heterogeneity. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*, Vol. 14, No. 2, 128-144.