

UTILIZING NIGHT-TIME LIGHT AND HIERARCHICAL BAYESIAN SMALL AREA MODEL FOR CONSUMPTION EXPENDITURE ESTIMATION

Sri Indriyani Siregar

Badan Pusat Statistik Kabupaten Padang Lawas Utara, Sumatera Utara, Indonesia

E-mail: sri.siregar@bps.go.id

Copyright © 2024 The Author



This is an open access article

Under the Creative Commons Attribution Share Alike 4.0 International License

DOI: [10.53866/jimi.v4i1.534](https://doi.org/10.53866/jimi.v4i1.534)

Abstract

As an indicator that plays an important role in determining the level of poverty and inequality, per capita household consumption expenditure needs to be estimated at a smaller area level. The Small Area Estimation (SAE) method is considered as an answer to the challenge of providing this data. The increasing popularity of this method causes the need to utilize good auxiliary variables to increase. Auxiliary data that is real-time and easily accessible such as big data is interesting to involve, especially data that comes from satellite imagery such as night-time light intensity. This data offers benefits such as time and cost efficiencies, as well as being global and easily accessible. This research aims to apply night-time light intensity as an auxiliary variable for the Hierarchical Bayesian (HB) – SAE model to estimate household per capita consumption expenditure in Bandung City. There are three scenarios for using auxiliary variables to employ the HB model: official data on village characteristics, night light intensity, and a combination of these two data. The results show that the HB model with a combination of official data on village characteristics and night-time light as auxiliary variables can provide the best accuracy with relative root mean square error (RRMSE) as an evaluation.

Keywords: *Per Capita Expenditure, Night-time Light, Hierarchical Bayesian, Small Area Estimation*

Abstrak

Sebagai salah satu indikator yang memegang peranan penting dalam penentuan tingkat kemiskinan dan ketimpangan, pengeluaran konsumsi perkapita rumah tangga diperlukan estimasinya di level area yang lebih kecil. Metode *Small Area Estimation* (SAE) dianggap menjadi jawaban dari tantangan kebutuhan penyediaan data ini. Semakin populernya penggunaan metode ini menyebabkan kebutuhan untuk memanfaatkan variabel pendukung yang baik pun semakin meningkat. Data pendukung yang *real time* dan mudah diakses seperti *big data* menjadi menarik untuk dilibatkan, khususnya data yang berasal dari citra satelit seperti intensitas cahaya malam. Data ini menawarkan keuntungan seperti efisiensi waktu dan biaya, serta menjangkau global dan mudah diakses. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan intensitas cahaya malam sebagai variabel pendukung model *Hierarchical Bayesian* (HB) – SAE untuk memperkirakan pengeluaran konsumsi perkapita rumah tangga di Kota Bandung. Terdapat tiga skenario penggunaan variabel pendukung dalam konstruksi model HB yaitu data resmi karakteristik daerah, intensitas cahaya malam, dan kombinasi kedua data tersebut. Hasilnya menunjukkan bahwa model HB dengan kombinasi data resmi karakteristik daerah dan cahaya malam sebagai variabel pendukung mampu memberikan akurasi terbaik dengan *relative root mean square error* (RRMSE) sebagai evaluasi.

Kata Kunci: *Pengeluaran Perkapita, Cahaya Malam, Hierarchical Bayesian, Small Area Estimation*

1. Pendahuluan

Di Indonesia, pengeluaran perkapita rumah tangga masih menjadi salah satu indikator yang krusial dan strategis, mengingat perannya yang dapat digunakan untuk pendekatan penghitungan garis kemiskinan dan ketimpangan (Permadi (2018), Rammohan & Tohari (2023)). Pengeluaran per kapita rumah tangga mewakili jumlah rata-rata yang dibelanjakan oleh setiap anggota rumah tangga untuk membeli barang dan jasa dalam periode tertentu, biasanya satu bulan atau satu tahun. Indikator ini memberikan pengetahuan berharga mengenai status ekonomi, standar hidup, dan pola konsumsi di tingkat kabupaten, yang dihasilkan dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) oleh Badan Pusat Statistik.

Namun hingga saat ini, pengumpulan dan penyajian estimasi pengeluaran perkapita pada tingkat administrasi yang lebih rendah sulit untuk dilakukan, mengingat keterbatasan ukuran sampel, sumber daya dan biaya. Padahal, tuntutan akan estimasi tersebut sangat dibutuhkan untuk memastikan pengambilan kebijakan yang lebih tepat dan akurat, dimulai dari level wilayah yang lebih rendah. *Small Area Estimation* (SAE) merupakan salah satu metode *indirect estimation* yang mampu mengakomodasi kebutuhan data di level terkecil. SAE juga dinilai mampu menghasilkan estimasi yang lebih akurat dibandingkan dengan pendugaan langsung (*direct estimation*), dengan memanfaatkan kekuatan hubungan dari area yang berdekatan dan informasi dari variabel pendukung yang berasal dari sensus atau catatan administratif (Rao, 2003). Kekuatan variabel pendukung yang sesuai terhadap variabel yang diteliti ini sangat memengaruhi akurasi pemodelan SAE (Rao & Molina, 2015).

Berbagai pendekatan dalam metode SAE, terutama yang terkait dengan metode berbasis model, terus dikembangkan di banyak penelitian. Metode-metode tersebut diantaranya *Empirical Bayesian* (EB), *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP), dan *Hierarchical Bayesian* (HB) (Permatasari & Larasati, 2022). Pendugaan parameter dalam model HB didasarkan pada rata-rata posterior dengan pengukuran presisi model berdasarkan varians posteriornya (Kusuma, et al., 2017). Model ini termasuk model yang umum digunakan, karena kemampuannya untuk mengakomodasi model data yang sangat kompleks dan menangani data kontinu, biner, maupun cacah (Molina, et al. (2014), Novkaniza, et al. (2023)). Purwa, et al. (2019) menggunakan model *Hierarchical Bayesian* untuk memperkirakan rata-rata pengeluaran perkapita bulanan pada komoditas pangan dan non-pangan tiap kabupaten di Provinsi Bali. Sementara itu, Istiqomah & Wulansari (2022) mempelajari estimasi wilayah kecil angka partisipasi kasar perguruan tinggi level kabupaten/kota di Pulau Kalimantan menggunakan model *Hierarchical Bayes Beta-Logistic*.

Seiring dengan kemajuan citra satelit dan tantangan untuk melibatkan *big data* yang bersifat *real-time*, penelitian ini memanfaatkan data *night-time light*. Data intensitas cahaya malam ini merupakan sumber data yang mumpuni untuk memahami dinamika spasial aktivitas sosial ekonomi masyarakat di malam hari (Ma, et al., 2015). Penggunaan *night-time light* sebagai pendekatan untuk mengevaluasi kinerja perekonomian regional telah digunakan di banyak penelitian dari berbagai negara, antara lain Gibson et al. (2020), Pérez-Sindín et al. (2021), Miranti, et al. (2024). Oleh karena itu, pemanfaatan intensitas cahaya malam sebagai salah satu variabel pendukung dalam estimasi pengeluaran perkapita layak untuk dipertimbangkan, tanpa mengabaikan kontribusi variabel karakteristik wilayah setempat (Kaban, et al., 2024).

Sebagai pusat industri kreatif dan industri tekstil yang terbesar di Indonesia, Kota Bandung memiliki pengeluaran perkapita yang juga terbesar di Provinsi Jawa Barat, mencapai 18,24 juta rupiah perkapita per tahun pada 2023 (BPS, 2023). Meskipun memiliki potensi yang besar, informasi terkait pengeluaran perkapita di tingkat kecamatan masih belum tersedia. Padahal, kebijakan yang tepat serta kontrol dan evaluasi pembangunan sangat penting di tingkat administratif yang lebih kecil seperti kecamatan, untuk memastikan bahwa sumber daya dimanfaatkan dengan efektif dan pembangunan berjalan sesuai dengan rencana strategis yang telah ditetapkan.

Berdasarkan identifikasi dan penjelasan latar belakang diatas, penelitian ini memiliki dua tujuan utama. Tujuan pertama yaitu mengimplementasikan variabel cahaya malam hari dan karakteristik daerah sebagai kovariat estimasi wilayah kecil (SAE) dengan metode Hierarchical Bayesian (HB) untuk memperkirakan pengeluaran konsumsi rumah tangga perkapita. Adapun tujuan lainnya yaitu memberikan saran berbasis hasil penelitian dan rekomendasi terkait langkah strategis yang dapat diambil oleh penentu kebijakan dan *stakeholder* terkait. Sebagai perbandingan, penelitian ini membentuk tiga model HB dengan kombinasi

kovariat yang berbeda: (1) HB dengan variabel karakteristik daerah; (2) HB dengan variabel cahaya malam hari; (3) HB dengan kombinasi karakteristik daerah dan cahaya malam.

2. Metode Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari berbagai data yang telah disediakan instansi maupun lembaga penelitian. Data pengeluaran perkapita dikumpulkan dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) di Kota Bandung tahun 2018 yang terdiri dari 30 kecamatan, sebagai variabel respon. Data pengeluaran konsumsi rumah tangga umumnya digunakan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) untuk mengukur tingkat kemiskinan dan kesejahteraan suatu masyarakat. Hal ini karena pengumpulan datanya lebih mudah dan tidak bersifat sensitif, bila dibandingkan dengan pengumpulan data pendapatan.

Sedangkan untuk variabel pendukung (*auxiliary/predictor variable*), peneliti menggunakan 8 variabel, dimana 7 diantaranya diperoleh dari Potensi Desa (PODES) yang memuat karakteristik desa seperti infrastruktur, sarana pendidikan, perekonomian masyarakat, dan sebagainya. Variabel pendukung lainnya yaitu cahaya malam hari diperoleh dari *National Centers for Environmental Information – National Oceanic and Atmospheric Administration (NCEI-NOAA)*. Data tersebut diperoleh dari pemrosesan ulang sensor *Day/Night Band* dari *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS DNB)*. Penjelasan lebih detail mengenai deskripsi singkat dari variabel-variabel yang digunakan beserta sumbernya dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Deskripsi dan Sumber Data

Notasi	Variabel	Deskripsi	Sumber
X_1	Usaha di sektor tekstil	Jumlah industri mikro dan kecil (IMK) barang dari kain/tenun (kerajinan tenun, konveksi, dll.)	Potensi Desa (BPS)
X_2	Tingkat kesejahteraan rendah	Jumlah surat miskin atau keterangan tidak mampu yang dikeluarkan desa/kelurahan	Potensi Desa (BPS)
X_3	Perguruan tinggi	Jumlah perguruan tinggi	Potensi Desa (BPS)
X_4	Pendidikan mekanik	Jumlah kursus montir mobil/motor	Potensi Desa (BPS)
X_5	Pendidikan bahasa asing	Jumlah kursus bahasa asing	Potensi Desa (BPS)
X_6	Fasilitas kesehatan	Jumlah pos kesehatan desa	Potensi Desa (BPS)
X_7	Permukiman tidak layak	Jumlah keluarga yang tinggal di permukiman kumuh	Potensi Desa (BPS)
X_8	Cahaya malam hari	Intensitas cahaya malam (satuan: nanoWatts/cm ² /sr)	VIIRS DNB (NCEI-NOAA)
Y	Pengeluaran perkapita	Pengeluaran konsumsi rumah tangga perkapita (satuan: Rupiah)	Survei Sosial Ekonomi Nasional (BPS)

2.2. Metode Analisis Data

Secara garis besar, penelitian ini menggunakan dua metode analisis, yaitu analisis eksploratori dan eksplanatori. Analisis eksploratori untuk melihat gambaran umum berupa statistik deskriptif dari hasil pemodelan pengeluaran perkapita serta perbandingan hasil estimasi antar model melalui peta tematik dengan metode klasifikasi *Natural Breaks (Jenks)*. Adapun analisis eksplanatori yang dilakukan bertujuan untuk mengkaji keberadaan pengaruh variabel-variabel karakteristik daerah serta mengevaluasi efek cahaya malam hari terhadap pengeluaran perkapita di Kota Bandung.

Penelitian ini membandingkan model pengeluaran perkapita dengan berbagai kondisi. Variabel pendukung pada kondisi pertama yaitu variabel karakteristik daerah dan pada kondisi kedua yaitu variabel cahaya malam hari. Sementara itu, kondisi ketiga melibatkan variabel karakteristik daerah dan cahaya malam

hari sebagai variabel prediktor. Analisis hasil dilakukan setelah diperoleh model pengeluaran perkapita yang terbaik, dengan evaluasi berdasarkan *Relative Root Mean Square Error* (RRMSE) dan *diagnostic plot*. Pemodelan pengeluaran perkapita menggunakan metode SAE (*Small Area Estimation*) dengan model HB (*Hierarchical Bayesian*). Pengolahannya dilakukan melalui aplikasi RStudio menggunakan *package* “saeHB”.

2.2.1. *Small Area Estimation* (SAE)

Small Area Estimation merupakan metode yang mampu mengestimasi nilai parameter dari suatu area atau subpopulasi yang hanya memiliki sampel terbatas atau kurang memadai. Pendugaan dengan metode ini memperhitungkan variasi antar wilayah yang dijelaskan oleh variabel pendukung. Model SAE dapat diklasifikasikan menjadi dua jenis: (1) Model tingkat agregat (atau wilayah) yang menghubungkan penduga langsung area kecil dengan variabel pendukung yang spesifik di wilayah tertentu seperti data administratif, (2) Model tingkat unit yang menghubungkan nilai unit dengan variabel pendukung yang terdapat pada tiap unit sampel seperti data sensus penduduk (Rao & Molina, 2015). Jenis data yang pertama lebih mudah diterapkan bila data pada tingkat unit tidak tersedia.

Misal parameter target tingkat area, θ_i , diasumsikan berkorelasi dengan data pendukung tingkat area (\mathbf{x}_i) dari model linear, seperti yang dijelaskan pada Persamaan (1) berikut.

$$\theta_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + b_i v_i \quad (1)$$

Dimana \mathbf{x}_i adalah vektor $p \times 1$ yang memuat variabel pendukung, $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor koefisien regresi untuk tiap variabel \mathbf{x}_i , b_i adalah konstanta positif yang diketahui, dan v_i adalah efek acak area yang diasumsikan independen dan identik serta mengikuti distribusi normal dengan rata-rata 0 dan varians σ_v^2 .

Pada model umum level area, penduga langsung $\hat{\theta}_i$ diasumsikan sebagai fungsi estimasi langsung rata-rata \hat{Y}_i . Dengan demikian, model pengambilan sampel terdiri dari perkiraan langsung dan kesalahan pengambilan sampel dengan rumusan:

$$\hat{\theta}_i = g(\hat{Y}_i) = \theta_i + e_i \quad (2)$$

Dengan e_i adalah *sampling error* dengan rata-rata 0 dan varians σ_i^2 . Kombinasi antara Persamaan (1) dan (2) akan membentuk Persamaan (3) berikut yang merupakan model linear campuran dan dikenal sebagai model Fay-Herriot (Fay & Herriot, 1979).

$$\hat{\theta}_i = g(\hat{Y}_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + b_i v_i + e_i \quad (3)$$

Dimana varians dari $\hat{\theta}_i$ yaitu $V_i = \sigma_i^2 + \sigma_v^2 b_i^2$. Dari persamaan diatas, terlihat bahwa model mengandung *error*, baik dari area v_i maupun desain pengambilan sampel e_i , yang menjadi keunggulan penggunaan model ini. Penduga berbasis model seperti ini mengacu pada distribusi yang tersirat dalam model yang diasumsikan. Oleh karena itu, pemilihan dan validasi model berperan penting terhadap hasil estimasi (Rao & Molina, 2015).

Varians *sampling* σ_i^2 biasanya diasumsikan diketahui dalam model umum Fay-Herriot. Meskipun asumsi ini sangat kuat, dalam beberapa kasus dapat menjadi tidak praktis. Hal ini dikarenakan estimasi langsung untuk varians *sampling* dari data survei dapat menjadi tidak stabil jika ukuran sampel kecil. Untuk mengatasi permasalahan estimasi dari σ_i^2 ini, You & Chapman (2006) mengusulkan penggunaan model *Hierarchical Bayesian*.

2.2.2. *Hierarchical Bayesian* (HB)

Pemodelan HB umumnya terlihat sederhana dan mudah dipahami untuk setiap tahapannya. Namun, proses pemodelannya sangat rumit jika ditinjau secara menyeluruh (Ayuningtyas, 2017). Pada pendekatan *Hierarchical Bayesian*, distribusi prior $f(\boldsymbol{\lambda})$ ditentukan secara subjektif oleh peneliti untuk memperoleh distribusi posterior $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$ dari parameter *small area* $\boldsymbol{\theta}$ yang ingin diduga, dengan data \mathbf{y} yang tersedia. Inferensi didasarkan pada $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$ sehingga parameter $\boldsymbol{\phi} = h(\boldsymbol{\theta})$ diestimasi oleh rata-rata posteriornya

$\hat{\phi}^{HB} = E[h(\theta)|y]$ dan varians posteriornya $V[h(\theta)|y]$ digunakan sebagai ukuran presisi dari penduga yang ditentukan. Menurut Rao & Molina (2015), dengan menggunakan Teorema Bayes, diperoleh distribusi posterior yang terbentuk dari proses berikut.

$$f(\theta|y) = \int f(\theta, \lambda|y) d\lambda \tag{4}$$

$$f(\theta|y) = \int f(\theta|y, \lambda) f(\lambda|y) d\lambda \tag{5}$$

Dengan $f(\theta|y, \lambda)$ merupakan distribusi θ dengan mempertimbangkan y dan λ serta $f(\lambda|y)$ merupakan distribusi dari λ dengan mempertimbangkan y . Berdasarkan persamaan diatas, dapat diketahui bahwa untuk mendapatkan distribusi posterior beserta besarnya seperti rata-rata posterior, memerlukan integrasi yang bersifat multidimensi. Kesulitan penyelesaian penghitungan integrasi berdimensi tinggi pada HB ini dapat diatasi dengan metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Menurut Kruschke & Vanpaemel (2015), penggunaan MCMC memungkinkan didapatkannya estimasi yang akurat dari distribusi posterior. Penelitian ini menggunakan *package* "saeHB" dalam aplikasi RStudio sebagai media yang mengakomodasi komputasi MCMC dalam model *Hierarchical Bayesian* (HB) dengan *default* sebanyak 10.000 iterasi.

Pengukuran presisi penduga HB didasarkan pada nilai *Relative Root Mean Square Error* (RRMSE). Nilai RRMSE pada penduga HB merupakan hasil bagi akar varians posterior terhadap penduga HB untuk tiap unit observasi i . Hal ini karena varians posterior digunakan sebagai ukuran presisi suatu penduga pada inferensi yang berbasis *Bayesian*. Penghitungan RRMSE jika dinyatakan dalam bentuk notasi adalah sebagai berikut.

$$RRMSE \hat{\theta}_i^{HB} = \frac{\sqrt{V[h(\mu)|y]}}{\hat{\phi}_i^{HB}} \times 100\% \tag{6}$$

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pembentukan Model Pengeluaran Perkapita

Seperti yang telah disebutkan di 2.2, penelitian ini membentuk model pengeluaran perkapita dengan tiga kondisi. Tabel 2 berikut menunjukkan estimasi koefisien parameter model pengeluaran perkapita menggunakan variabel karakteristik daerah yang bersumber dari PODES sebagai variabel prediktor. Sementara itu, Tabel 3 mengandalkan intensitas cahaya malam hari dan Tabel 4 memprediksi pengeluaran perkapita dengan memanfaatkan kombinasi variabel karakteristik daerah dan intensitas cahaya malam hari.

Tabel 2. Model Pengeluaran Perkapita menggunakan Karakteristik Daerah

Variabel	Rata-rata Posterior	Std. Deviasi Posterior	Interval Kredibel 95%		VIF
			2,5%	97,5%	
Intersep	1552261,29	46442,44	1461070,62	1643764,60	-
X_1	1019,90	267,90	499,43	1544,00	1,1803
X_2	-103,47	11,65	-126,73	-80,49	1,4567
X_3	63119,81	8530,93	46149,26	79486,99	1,6787
X_4	47193,56	8720,12	29508,95	64153,15	1,0569
X_5	114810,52	12930,78	89031,96	139997,93	1,4261
X_6	10600,80	3721,15	3383,68	18022,08	1,1261
X_7	-41,37	11,15	-62,92	-19,22	1,1519

Tabel 3. Model Pengeluaran Perkapita menggunakan Cahaya Malam

Variabel	Rata-rata Posterior	Std. Deviasi Posterior	Interval Kredibel 95%	
			2,5%	97,5%
Intersep	2213215,82	161066,15	1899023,36	2525526,62

X_8	-1916,63	662,83	-3188,32	-610,18
-------	----------	--------	----------	---------

Tabel 4. Model Pengeluaran Perkapita menggunakan Karakteristik Daerah dan Cahaya Malam

Variabel	Rata-rata Posterior	Std. Deviasi Posterior	Interval Kredibel 95%		VIF
			2,5%	97,5%	
Intersep	1982641,91	183974,20	1616555,56	2337311,00	–
X_1	1128,00	284,81	565,25	1677,27	1,2263
X_2	-101,52	12,97	-126,50	-76,51	1,4607
X_3	66143,03	9059,46	48298,31	84040,17	1,8147
X_4	48549,45	9159,04	31151,93	66485,84	1,0662
X_5	110919,49	13459,49	84015,40	137418,16	1,4315
X_6	11850,04	3699,40	4687,80	19208,73	1,1488
X_7	-37,14	11,42	-59,21	-14,36	1,1769
X_8	-1898,49	765,96	-3389,34	-407,13	1,2127

Dalam inferensi *Bayesian*, signifikansi suatu parameter dapat dilihat dari interval kredibelnya. Berdasarkan Tabel 2 s.d. 4 terlihat bahwa 95 persen interval kredibel untuk seluruh parameter di tiga pemodelan tidak melewati angka nol. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa seluruh variabel pendukung signifikan memengaruhi pengeluaran perkapita rumah tangga di Kota Bandung. Selain itu, nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) seluruh variabel pendukung juga berada di bawah 10 yang menunjukkan tidak adanya multikolinearitas dalam setiap model.

Walaupun seluruhnya signifikan, pengaruh dari variabel pendukung umumnya tidak perlu diinterpretasikan secara satu per satu. Hal ini karena penelitian tidak berfokus pada determinan atau faktor-faktor yang memengaruhi pengeluaran perkapita rumah tangga. Variabel pendukung dalam SAE hanya dimanfaatkan sebagai penghubung antar kecamatan untuk meningkatkan efektivitas ukuran sampel.

3.2. Perbandingan dan Evaluasi Model

Jika ditinjau dari nilai rata-ratanya, penduga HB dengan variabel pendukung berupa karakteristik daerah yang berasal dari PODES menghasilkan nilai estimasi pengeluaran perkapita yang sedikit lebih tinggi dibanding kombinasi PODES dan NTL (*night-time light*), namun berbeda jauh jika dibandingkan dengan NTL. Dari sisi *range* (jangkauan) dan standar deviasi terlihat bahwa model NTL menunjukkan distribusi atau sebaran yang lebih sempit atau cenderung terkonsentrasi di sekitar rata-rata, dibandingkan dua model lainnya. Perbandingan yang lebih rinci terkait statistik deskriptif penduga (rata-rata posterior) antara tiga model pengeluaran perkapita dapat dilihat pada Tabel 5 berikut.

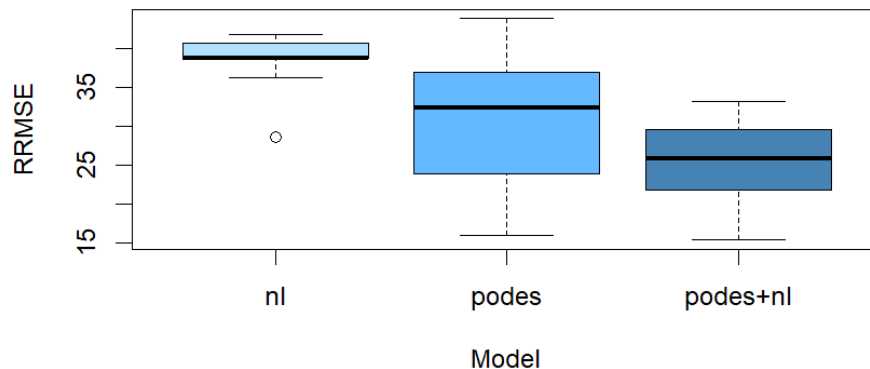
Tabel 5. Perbandingan Statistik Deskriptif Penduga di Tiga Model Pengeluaran Perkapita

Statistik Deskriptif	PODES	NTL	PODES+NTL
Minimum	1.076.295	1.724.476	1.053.386
Kuartil pertama	1.698.130	1.724.476	1.686.030,75
Median	1.804.504	1.741.558	1.806.395
Kuartil ketiga	1.975.240	1.774.436,25	1.984.526,75
Rata-rata	1.912.227,33	1.756.948,37	1.908.929,2
Maksimum	3.427.597	1.913.958	3.387.740
Standar deviasi	468.649,31	46.381,47	461.715,21
<i>Range</i>	2.351.302	189.482	2.334.354

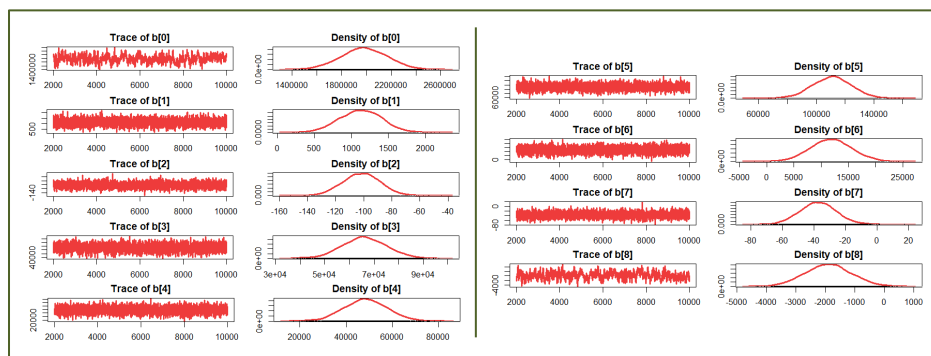
Untuk memudahkan pengevaluasian model, dapat dilakukan perbandingan sebaran RRMSE ketiga model pengeluaran perkapita melalui *boxplot*, seperti yang disajikan pada Gambar 1 berikut. Terlihat bahwa model pengeluaran perkapita yang hanya menggunakan NTL sebagai variabel pendukung menghasilkan nilai

median RRMSE yang terbesar. Oleh karena itu, penggunaan NTL sebagai variabel pendukung tunggal sebaiknya dihindari, karena cenderung menghasilkan estimasi yang kurang presisi.

Temuan yang menarik adalah ketika NTL (intensitas cahaya malam) dikombinasikan dengan variabel karakteristik daerah dari PODES, nilai median RRMSE-nya menjadi lebih kecil begitupun dengan sebaran *boxplot*-nya yang lebih menyempit. Bahkan, hasilnya jauh lebih baik dibandingkan nilai RRMSE yang hanya melibatkan variabel PODES saja. Hal ini mengindikasikan bahwa variabel NTL memiliki peran dalam meningkatkan presisi pendugaan *small area* dengan pendekatan HB pada kasus ini. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa model yang melibatkan gabungan variabel karakteristik daerah dari PODES serta cahaya malam (NTL) merupakan model yang terbaik untuk mengestimasi pengeluaran perkapita rumah tangga di Kota Bandung.



Gambar 1. Perbandingan *Boxplot* RRMSE di Tiga Model Pengeluaran Perkapita

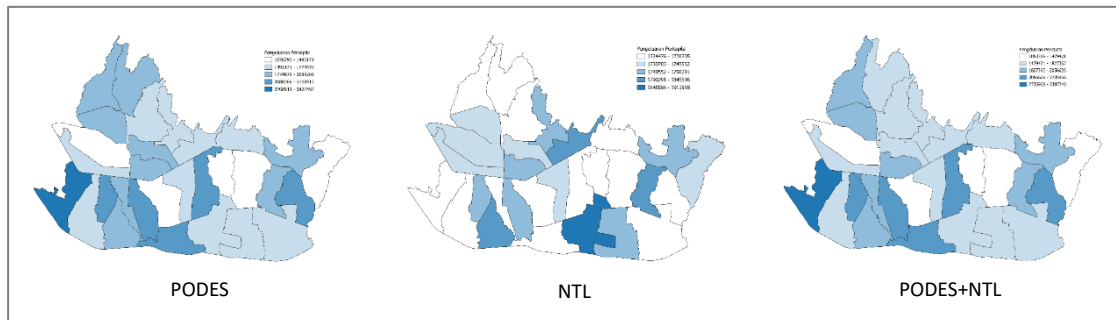


Gambar 2. *Trace Plot* dan *Density Plot* untuk Parameter dari Model Terbaik

Gambar 2 menunjukkan *diagnostic plot* yang terdiri dari *trace plot* dan *density plot* untuk seluruh parameter penduga pengeluaran perkapita dengan kovariat PODES dan NTL. Berdasarkan *trace plot*, tidak ditemukan pola yang periodik pada seluruh parameter, yang menunjukkan bahwa seluruh parameter yang dibangkitkan bersifat acak dan berada dalam rentang nilai yang sama (algoritma MCMC telah konvergen). Sementara itu jika dilihat dari *density plot*, terlihat bahwa seluruh parameter menyerupai *bell curve* dan cenderung mulus.

Berdasarkan nilai pengeluaran perkapita dari penduga HB di ketiga model, berikut merupakan pemetaan pengeluaran perkapita level kecamatan di Kota Bandung pada tahun 2018. Peta tematik tersebut

dikelompokkan menjadi lima kategori dengan metode klasifikasi *Natural Breaks* (Jenks). Metode ini digunakan karena tidak ada panduan khusus mengenai pengelompokan nilai pengeluaran perkapita. Penggunaan metode ini cukup optimal karena bekerja berdasarkan data yang ada (Chang, 2019).



Gambar 3. Perbandingan Peta Tematik di Tiga Model Pengeluaran Perkapita

Gambar 3 diatas menunjukkan bahwa klasifikasi pengeluaran perkapita dengan data PODES sebagai variabel pendukung cenderung serupa dengan pola dari model kombinasi PODES dan NTL. Hanya terdapat sedikit perbedaan klasifikasi diantara kedua model tersebut, yaitu di Kecamatan Cidadap dan Bandung Wetan. Namun, hasil klasifikasi dari kedua model tersebut cukup berbeda signifikan dengan pengaplikasian NTL saja sebagai variabel pendukung dalam model pengeluaran perkapita. Hasil klasifikasi melalui peta tematik yang melibatkan PODES dan NTL diperkirakan paling sesuai dengan pola klasifikasi pengeluaran perkapita yang sebenarnya, mengingat model tersebut memiliki *error* yang terkecil diantara kedua model lainnya.

Jika peta tematik berdasarkan model gabungan PODES dan NTL tersebut diamati lebih jauh, maka terlihat bahwa wilayah dengan pengeluaran perkapita yang tergolong rendah yaitu dibawah 1,479 juta rupiah per bulan berada di Kecamatan Cicendo, Lengkong, Antapani, Arcamanik, dan Cibiru. Pengeluaran perkapita di kategori sedang (1,827 s.d. 2,057 juta rupiah) berlokasi di Kecamatan Sukasari, Sukajadi, Sumur Bandung, Astana Anyar, Bojongloa Kidul, Ujungberung, dan Cinambo. Sementara itu, pengeluaran perkapita tertinggi (diatas 2,736 juta rupiah) dimiliki oleh Kecamatan Bandung Kulon.

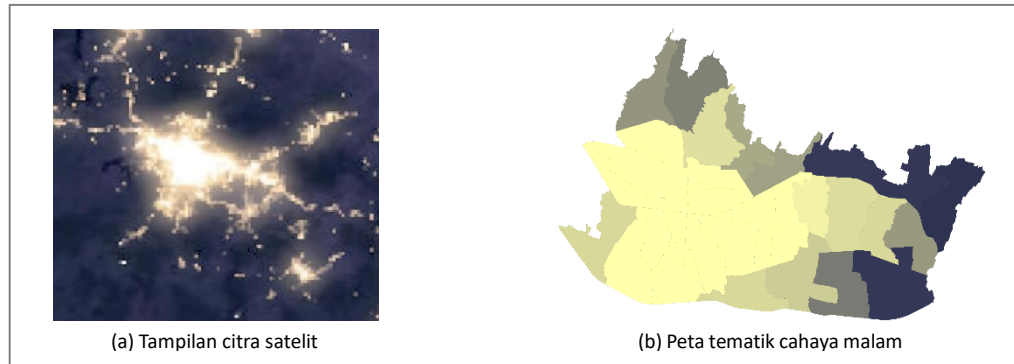
3.3. Pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh informasi bahwa kombinasi data karakteristik daerah dan cahaya malam sebagai kovariat pada model HB menghasilkan estimasi pengeluaran perkapita di Kota Bandung yang lebih akurat, yang dibuktikan melalui sebaran nilai RRMSE yang lebih kecil, memusat, dan normal. Hal ini sekaligus mengindikasikan penerapan intensitas cahaya malam di Kota Bandung terlihat belum mampu berdiri sendiri tanpa variabel karakteristik daerah, karena menghasilkan median RRMSE yang paling besar diantara ketiga model. Meskipun begitu, keterlibatan NTL sebagai salah satu variabel pendukung sangat patut dipertimbangkan karena datanya tersedia secara konsisten dan terus-menerus melalui satelit hingga ke level yang kecil, dimana berbeda dengan data ekonomi tradisional yang mungkin tidak selalu konsisten dan terkini (Miranti, et al., 2024).

Dari delapan kovariat, terdapat tiga variabel yang menghasilkan koefisien negatif, yaitu variabel X_2 (tingkat kesejahteraan rendah), X_7 (pemukiman tidak layak), dan X_8 (intensitas cahaya malam). Meskipun demikian, hasil ini tidak dapat ditafsirkan secara sepihak dengan menyimpulkan bahwa ketiga variabel mempunyai korelasi negatif terhadap variabel terikat. Hal ini dikarenakan model meminjam kekuatan variabel secara bersamaan sehingga pemodelan dengan suatu variabel dapat menghasilkan arah korelasi yang berbeda (Marchetti, et al., 2015).

Salah satu variabel pendukung yang menjadi sorotan utama dalam penelitian ini adalah intensitas cahaya malam, dimana nilai penduganya juga terlihat negatif dan signifikan bahkan ketika menjadi satu-satunya kovariat dalam model pengeluaran perkapita. Indikasi terhadap hal ini adalah walaupun

beberapa kecamatan di Bandung terlihat memiliki intensitas cahaya malam yang tergolong gelap dibandingkan daerah lainnya, pengeluaran perkapitanya justru tergolong tinggi. Hal ini karena meskipun aktivitas malam harinya tidak se-intens kecamatan lain, pengeluaran perkapita masyarakatnya cukup tinggi sebagai refleksi dari aktivitas ekonomi yang sibuk (*hectic*) di pagi hingga sore harinya. Sebagai tambahan, Gambar 4 berikut menunjukkan tingkat intensitas cahaya malam di Kota Bandung masih belum merata yang mengindikasikan adanya perbedaan aktivitas ekonomi malam hari antar kecamatan di Kota Bandung.



Gambar 4. Intensitas Cahaya Malam di Kota Bandung

Penggunaan sebagian indikator karakteristik daerah yang bersumber dari PODES, seperti yang ditunjukkan dalam penelitian ini, memperlihatkan hasil yang seluruhnya signifikan. Mulai dari variabel usaha di sektor tekstil, tingkat kesejahteraan rendah dan pemukiman tidak layak, pendidikan mekanik dan Bahasa asing, hingga variabel perguruan tinggi dan fasilitas kesehatan menunjukkan seluruhnya mampu menjadi variabel pendukung yang baik bagi pengeluaran perkapita di Kota Bandung. Sektor tekstil yang menjadi salah satu sektor usaha primadona di Kota Bandung, tidak diragukan lagi mampu mendongkrak pendapatan masyarakatnya yang berimbas pada peningkatan pengeluaran perkapita (Hone & Marisennayya, 2019). Sumber pendapatan untuk sektor ini bukan hanya berasal dari pasar lokal yang terlihat jelas melalui banyaknya wisatawan nusantara dan asing yang berbelanja, namun juga dari produk-produk yang telah diekspor ke luar kota maupun luar negeri.

4. Kesimpulan dan Saran

Diantara banyaknya metode *small area estimation* yang hadir sebagai upaya dalam penyediaan data yang akurat hingga level terkecil, keberadaan pendekatan *hierarchical bayesian* (HB) layak dipertimbangkan. Hal ini karena HB mampu mengakomodasi model data yang sangat kompleks dan menangani data kontinu, biner, maupun cacah. Oleh karena itu, model HB termasuk umum digunakan dan cocok untuk banyak jenis data, termasuk untuk mengestimasi data pengeluaran perkapita seperti yang ditunjukkan pada hasil penelitian ini. Hasil perbandingan tiga model pengeluaran perkapita menunjukkan bahwa penduga HB dengan variabel karakteristik daerah dari PODES dan intensitas cahaya malam (NTL) memberikan hasil yang paling presisi dengan median RRMSE yang paling kecil dan distribusi yang lebih menyempit.

Penelitian ini juga meyakinkan bahwa intensitas cahaya malam merupakan variabel pendukung yang baik untuk mengukur pengeluaran perkapita, dikarenakan variabel ini terbukti signifikan secara statistik berpengaruh terhadap pengeluaran perkapita rumah tangga. Meskipun belum mampu berdiri sendiri untuk menghasilkan estimasi terbaik, keterlibatan NTL mampu meningkatkan akurasi hasil estimasi pengeluaran perkapita di Kota Bandung. Apalagi data ini sangat mudah diakses serta ketersediannya konsisten dan bersifat *real-time* karena dipantau melalui citra satelit. Penggunaan data intensitas cahaya malam ini juga merupakan pilihan terbaik ketika tidak tersedia data konvensional yang *official* atau saat ada keterbatasan waktu dan anggaran.

Saran yang dapat diberikan bagi *stakeholder* diantaranya BPS dapat mempertimbangkan pemanfaatan metode *small area estimation* khususnya pendekatan HB untuk mengestimasi pengeluaran perkapita atau indikator-indikator strategis lainnya, sebagai bentuk upaya menghasilkan data hingga level terkecil yang presisi bagi pengambil keputusan di tingkat daerah. Adapun untuk pemerintah daerah diharapkan perlu meningkatkan pembangunan dari segi penyediaan sarana pendidikan formal dan non-formal serta sarana kesehatan karena terbukti signifikan dalam mendorong perekonomian, yang tercermin lewat peningkatan pengeluaran perkapita rumah tangga. Sementara itu, saran bagi peneliti selanjutnya yaitu dapat mempertimbangkan metode-metode yang memperhitungkan efek spasial seperti *spatial hierarchical bayes* ataupun *spatial empirical best linear unbiased prediction* (SEBLUP).

Bibliografi

- Ayuningtyas, I. (2017). *Small Area Estimation Pada Kasus Respon Multinomial Dengan Pendekatan Hierarchical Bayes (Aplikasi Pada Proporsi Pengangguran Menurut Kategori Pengangguran di Pulau Kalimantan, 2015)*. [Tesis]. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- BPS. (2023). *Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Kota Bandung (UHH SPLF2020), 2020-2023*. Badan Pusat Statistik Kota Bandung.
- Chang, K. T. (2019). *Introduction to Geographic Information System*. United States of America: McGraw-Hill Education.
- Deniati, E. N., Riono, P., & Farid, M. N. (2022). District characteristics: Household economic status of families diagnosed with tuberculosis in Indonesia. *Journal of public health in Africa*, 13(Suppl 2), 2401. <https://doi.org/10.4081/jphia.2022.2401>
- Dewi, L. P. R. K., & Dartanto, T. (2018). Natural disasters and girls' vulnerability: is child marriage a coping strategy of economic shocks in Indonesia? *Vulnerable Children and Youth Studies*, 1–12. <https://doi.org/10.1080/17450128.2018.1546025>
- Gibson, J., Olivia, S., & Boe-Gibson, G. (2020). Night Lights in Economics: Sources and Uses. *Journal of Economic Surveys*, 34(5), 955-980. <https://doi.org/10.1111/joes.12387>
- Hone, Z., & Marisennayya, S. (2019). Determinants of Household Consumption Expenditure in Debremarkos Town, Amhara Region, Ethiopia. *American Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences*, 62(1), 124-144.
- Istiqomah, N., & Wulansari, I. (2022). Estimasi Angka Partisipasi Kasar Perguruan Tinggi Level Kabupaten/Kota di Pulau Kalimantan Tahun 2020 dengan Small Area Estimation Hierarchical Bayes Beta-Logistic. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2022(1), 137-146. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1225>
- Kaban, P. A., Nasution, B. I., Caraka, R. E., & Kurniawan, R. (2024). Implementing night light data as auxiliary variable of small area estimation. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 53(1), 310–327. <https://doi.org/10.1080/03610926.2022.2077963>
- Kruschke, J. K., & Vanpaemel, W. (2015). Bayesian estimation in hierarchical models. In J. R. Busemeyer, Z. Wang, J. T. Townsend, & A. Eidels (Eds.), *The Oxford handbook of computational and mathematical psychology*, 279–299. Oxford University Press.

- Kusuma, W., Iriawan, N., & Irhamah. (2017). Small Area Estimation of Expenditure Per-capita in Banyuwangi with Hierarchical Bayesian and Empirical Bayes Methods. *IPTEK, Journal of Science*, 2(3), 43-48. <http://dx.doi.org/10.12962/j23378530.v2i3.a3185>
- Ma, T., Zhou, Y., Zhou, C., Haynie, S., Pei, T., Xu, T. (2015). Night-time light derived estimation of spatio-temporal characteristics of urbanization dynamics using DMSP/ OLS satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 158, 453–464. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.11.022>.
- Marchetti, S., Giusti, C., Pratesi, M., Salvati, N., Giannotti, F., Pedreschi, D., Rinzivillo, S., Pappalardo, L., & Gabrielli, L. (2015). Small Area Model-Based Estimators Using Big Data Sources. *Journal of Official Statistics*, 31(2), 263-281. <https://doi.org/10.1515/jos-2015-0017>
- Molina, I., Nandram, B., Rao, J. N. K. (2014). Small area estimation of general parameters with application to poverty indicators: A hierarchical Bayes approach. *The Annals of Applied Statistics*, 8(2), 852–885. <http://dx.doi.org/10.1214/13-AOAS702>
- Miranti, R. C., Siregar, S. I., & Willyana, A. B. (2024). How Do Inclusion of Digital Finance, Financial Technology, and Digital Literacy Unlock Regional Economy Across Districts in Sumatra? A Spatial Heterogeneity and Sentiment Analysis. *4th Sumatra Economic Summit*.
- Novkaniza, F., Notodiputro, K. A., Sadik, K., Mangku, I. W. (2023). Poisson-Lognormal model with measurement error in covariate for small area estimation of count data. *Communications in Mathematical Biology and Neuroscience*, 20. <https://doi.org/10.28919/cmbn/7779>
- Pérez-Sindín, X. S., Chen, T. H. K., & Prishchepov, A. V. (2021). Are night-time lights a good proxy of economic activity in rural areas in middle and low-income countries? Examining the empirical evidence from Colombia, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 24, 100647. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100647>
- Permadi, Y. A. (2018). Growth, Inequality, and Poverty: An Analysis of Pro-Poor Growth in Indonesia. *Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan*, 11(2), 216-233. <https://doi.org/10.24843/JEKT.2018.v11.i02.p08>
- Permatasari, N., & Widya Larasati. (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>
- Perwira, Z. Y., Ubaidillah, A. & Wulansari, I. (2021). Package 'saeHB': Small Area Estimation using Hierarchical Bayesian Method. *Cran-R Project*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.23850.13761>
- Purwa, T., Rumiati, A. T., & Zain, I. (2019). Small Area Estimation with Bivariate Hierarchical Bayes (HB) Approach to Estimate Monthly Average Per capita Expenditure of Food and Non-Food Commodities in Province of Bali. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 546, 052054. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/546/5/052054>
- Rammohan A, & Tohari A. (2023). Rural poverty and labour force participation: Evidence from Indonesia's Village fund program. *PLoS ONE* 18(6): e0283041. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0283041>
- Rao, J. N. (2003). *Small Area Estimation*. United States of America: John Wiley & Sons, Inc.
- Rao, J., & Molina, I. (2015). *Small Area Estimation*. United States of America: John Wiley & Sons, Inc.
- You, Y., & Chapman, B. (2006). Small area estimation using area level models and estimated sampling variances. *Survey Methodology*, 32, 97-103.