

Pemanfaatan Sumber *Big Data* dalam Memperkirakan Konsumsi Listrik Per Kapita Rumah Tangga Menggunakan *Small Area Estimation* (Studi Kasus: Level Kecamatan di Provinsi Jawa Tengah 2021)

Raflizal Fikrar Odriansyah (221910812, 4SD2)

Dosen Pembimbing: Prof. Setia Pramana, S.Si., M.Sc., Ph.D.

Ringkasan— Konsumsi listrik di Indonesia terus meningkat dalam beberapa tahun terakhir sehingga perlu diimbangi dengan pasokan listrik yang cukup dan tidak berlebih. Kebijakan penyediaan energi listrik yang tepat memerlukan data konsumsi listrik yang akurat bahkan pada tingkat area kecil. BPS sebagai produsen data *official statistics* mengumpulkan data konsumsi listrik rumah tangga melalui Survei Sosial dan Ekonomi Nasional. Data tersebut dapat digunakan untuk menghasilkan estimasi rata-rata konsumsi listrik per kapita rumah tangga (ruta) hanya sampai pada tingkat kabupaten/kota karena keterbatasan sampel. Oleh sebab itu, penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta pada tingkat kecamatan menggunakan metode *Small Area Estimation* (SAE) dengan memanfaatkan informasi tambahan dari sumber *big data* dan pendataan potensi desa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SAE *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP), *Spatial EBLUP*, dan *Hierarchical Bayes* (HB) *Lognormal* mampu memberikan estimasi yang lebih akurat dan presisi dibandingkan metode pendugaan langsung. Model SAE HB *Lognormal* dipilih sebagai metode terbaik berdasarkan evaluasi hasil model.

Kata Kunci— Listrik, Sumber *Big Data*, *Small Area Estimation*.

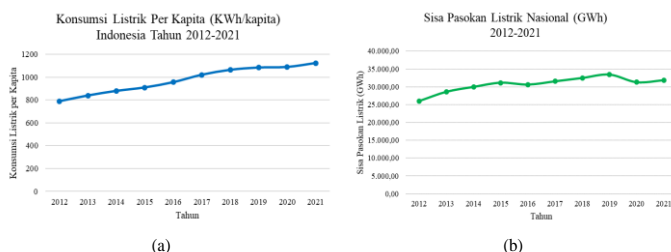
I. LATAR BELAKANG

Sektor pengadaan listrik memegang peranan penting dalam pembangunan suatu negara. Sektor ini menjadi salah satu fondasi untuk mencapai tujuan pembangunan, seperti menciptakan kesempatan kerja, meningkatkan pendapatan nasional, dan menaikkan kesejahteraan rakyat [1]. Ketersediaan energi listrik yang cukup di dalam faktor produksi dapat menentukan laju pembangunan sektor lain, seperti industri, pertanian, pertambangan, pendidikan, dan kesehatan. Hal ini dikarenakan energi listrik dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas hidup masyarakat [2].

listrik per kapita Indonesia terus meningkat dalam kurun tahun 2012 hingga 2021 seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1(a) [3]. Langkah penyediaan energi listrik sepenuhnya menjadi tanggung jawab dari Perusahaan Listrik Negara (PLN) menurut amanah Undang-Undang Ketenagalistrikan No. 30 Tahun 2009 [5]. PT. PLN mengemban tugas untuk menyediakan energi listrik bagi seluruh masyarakat di Indonesia sehingga membutuhkan dana yang sangat besar. Di sisi lain, PT. PLN dituntut untuk mendapatkan keuntungan (*making of profit*) sebagai tujuan perusahaan yang berbentuk perseroan [6]. Oleh sebab itu, kebijakan tpenyediaan energi listrik harus diperkirakan secara hati-hati agar tidak terjadi kerugian bagi perusahaan dan negara. Namun, persediaan energi listrik di Indonesia terus mengalami kelebihan (*oversupply*). Apabila merujuk pada laporan Statistik PLN 2021, jumlah sisa pasokan listrik PLN dalam kurun tahun 2012 hingga 2021 cenderung mengalami peningkatan sesuai yang ditunjukkan pada Gambar 1(b). Hal ini mengindikasikan bahwa kebijakan penyediaan energi listrik nasional setiap tahun tidak efisien [4].

Menurut laporan Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) tahun 2021-2030, PT. PLN memproyeksikan kebutuhan listrik nasional akan terus naik hingga mencapai 390 TWh pada tahun 2030 yang dapat memicu bertambahnya pasokan listrik yang *oversupply* jika tidak ditangani secara cepat. Apalagi pemerintah sedang mendorong pemanfaatan energi baru terbarukan (EBT) untuk mendukung pemenuhan pasokan energi listrik yang lebih ramah lingkungan. Namun, kondisi *oversupply* yang tidak segera ditangani dapat menghambat pemenuhan target bauran EBT sebesar 23% pada tahun 2025 [7]. Apabila kejadian *oversupply* terus berlanjut, maka dapat mengakibatkan kerugian bagi PT. PLN dan negara. Oleh sebab itu, langkah kebijakan penyediaan energi listrik yang tepat memerlukan data konsumsi listrik yang akurat untuk meminimalisasi kerugian tersebut.

Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu provinsi di Indonesia dengan jumlah penduduk terbanyak yaitu sekitar 36,52 juta jiwa berdasarkan hasil Sensus Penduduk 2020 [8]. Pertumbuhan penduduk yang cukup signifikan memicu peningkatan terhadap konsumsi energi listrik masyarakat di Jawa Tengah. Meskipun energi yang terjual pada unit PLN distribusi Jawa Tengah tahun 2021 meningkat dari tahun 2020, tetapi produksi energi listrik di Jawa Tengah hingga November 2021 masih mengalami surplus yang cukup besar. Daya listrik masih mampu menyalurkan sampai 10.000 MW lebih dengan kapasitas sebesar lebih dari 32 persen. Akibatnya, PT. PLN



Gambar 1. (a) Konsumsi listrik per kapita Indonesia tahun dan (b) Sisa pasokan listrik PLN secara nasional (GWh) tahun 2012-2021 (Sumber: [3] & [4], diolah)

Statistik Ketenagalistrikan dari Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM) mencatat bahwa data konsumsi

menunda pengoperasian dua PLTU raksasa, yaitu PLTU Batang dan PLTU Jawa 4 di Jepara pada tahun 2022 [9]. Oleh sebab itu, urgensi terhadap perencanaan penyediaan energi listrik yang tepat merupakan hal yang krusial untuk menghindari kondisi *oversupply* listrik yang semakin besar.

Badan Pusat Statistik (BPS) sebagai produsen data *official statistics* telah mengumpulkan data konsumsi listrik rumah tangga melalui kegiatan Survei Sosial dan Ekonomi Nasional (Susenas) setiap tahun. Data tersebut dikumpulkan dari seluruh sampel rumah tangga (ruta) terpilih dengan informasi mengenai banyaknya pemakaian listrik (dalam KWh) selama sebulan terakhir. Data tersebut dapat digunakan untuk menghasilkan estimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta. Namun, estimasi tersebut hanya dapat disajikan sampai pada tingkat kabupaten/kota saja. Apabila penghitungan estimasi dilakukan dalam level area yang lebih kecil, seperti tingkat kecamatan, maka dapat meningkatkan nilai *Relative Standard Error* (RSE) karena ukuran sampel yang tidak mencukupi sehingga hasil estimasi menjadi tidak akurat [10]. Oleh sebab itu, penelitian ini dilakukan untuk mengestimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta menggunakan metode *Small Area Estimation* (SAE) dengan memanfaatkan informasi tambahan yang diperoleh dari sumber *big data* dan hasil pendataan potensi desa (Podes) sebagai variabel penyerta dalam studi kasus level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021.

II. TUJUAN PENELITIAN

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka tujuan pada penelitian ini dapat disusun sebagai berikut.

1. Melakukan pendugaan langsung (*direct estimation*) nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah dengan data Susenas Maret 2021.
2. Melakukan pendugaan tak langsung (*indirect estimation*) nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021 menggunakan metode SAE dengan memanfaatkan informasi tambahan dari sumber *big data* dan hasil pendataan potensi desa (Podes).
3. Melakukan evaluasi hasil estimasi dari metode pendugaan langsung dan SAE untuk mendapatkan metode terbaik.
4. Membuat pemetaan nilai estimasi rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021 berdasarkan metode terbaik.

III. PENELITIAN TERKAIT

Topik penelitian mengenai pendugaan nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta dengan metode SAE belum pernah dilakukan sebelumnya sehingga penelitian ini merujuk pada referensi penelitian yang membahas tentang topik yang sama tetapi dengan metode yang berbeda atau topik lain yang mengaplikasikan metode yang sama. Berikut ini uraian penelitian terkait yang relevan dengan penelitian ini.

Penelitian dari [11] melakukan estimasi konsumsi listrik di Negara Kamboja menggunakan metode regresi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik untuk menduga konsumsi listrik adalah model regresi eksponensial dengan nilai RSE sebesar 5,47%. Penelitian tersebut juga memberikan kesimpulan bahwa data *night-light images* dapat digunakan

untuk melakukan simulasi pendugaan konsumsi listrik dan distribusi spasialnya dengan akurasi tinggi jika menerapkan proses *denoising*.

Penelitian lain dari [12] melakukan estimasi konsumsi listrik skala lokal, baik domestik maupun non domestik tingkat distrik di Inggris tahun 2016. Penelitian tersebut menggunakan data demografi, penginderaan jauh, dan data *twitter* sebagai variabel prediktor dengan menerapkan model regresi *random effects eigen vector spatial filtering model*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai konsumsi energi listrik dapat dijelaskan oleh variabel populasi penduduk, intensitas cahaya malam (NTL), dan volume *tweet*.

Penelitian dengan topik lain yang mengaplikasikan metode SAE dengan variabel penyerta berasal dari sumber *big data* pernah dilakukan belakangan ini. Penelitian dari [13] melakukan pendugaan variabel pengeluaran per kapita di tingkat kecamatan menggunakan SAE *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* Fay Herriot (EBLUP-FH) dengan variabel penyerta dari data Podes, hasil olah citra satelit, dan ekstraksi fitur *Convolutional Neural Network* (CNN). Hasilnya menunjukkan model SAE EBLUP-FH yang dibangun dengan variabel penyerta dari data olah citra satelit dan fitur CNN terbukti menghasilkan nilai estimasi yang lebih akurat dan presisi dibandingkan dengan metode pendugaan langsung.

Selanjutnya penelitian dari [14] melakukan estimasi tingkat pengangguran terbuka level kecamatan di Provinsi Banten menggunakan *Spatial* EBLUP-FH (SEBLUP-FH). Model SEBLUP-FH telah memasukkan unsur kewilayahan yang diwakili oleh keberadaan matriks penimbang spasial [15]. Hasil penelitian dari [14] menunjukkan bahwa estimasi model SEBLUP-FH dengan metode REML memberikan nilai RRMSE yang lebih rendah dibandingkan metode pendugaan langsung dan model EBLUP dengan metode REML.

Masalah muncul apabila sebaran data penduga langsung tidak berdistribusi normal sehingga penduga EBLUP menjadi kurang tepat karena model EBLUP merupakan metode SAE berbasis *linear mixed model* yang mengasumsikan variabel *interest* dan pengaruh acak area harus berdistribusi normal [16]. Oleh sebab itu, model berbasis *Generalized Linear Mixed Model* (GLMM) dapat digunakan sebagai model alternatif. Salah satu metode SAE berbasis GLMM yaitu model *Hierarchical Bayes* (HB). Model SAE HB memiliki kelebihan dalam menentukan distribusi secara adaptif sesuai tipe variabel data yang digunakan [17]. Penelitian dari [18] melakukan estimasi angka pengangguran level kecamatan di Kabupaten Padang Pariaman dengan metode SAE pendekatan HB *Lognormal*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa estimasi TPT dengan model HB *Lognormal* mampu menghasilkan nilai *standard error* yang lebih kecil dari penduga langsung.

Dari beberapa uraian penelitian terkait di atas, maka penelitian ini melakukan estimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021 menggunakan metode pendugaan langsung dan metode SAE pada model EBLUP-FH, SEBLUP-FH, dan HB dengan memanfaatkan informasi tambahan dari sumber *big data* dan data Podes sebagai variabel penyerta. Kemudian, hasil estimasi tersebut dievaluasi untuk mendapatkan metode terbaik dengan membandingkan nilai RSE atau RRMSE (*Relative Root*

Mean Square Error) pada setiap model pendugaan dan nilai korelasi masing-masing penduga terhadap nilai konsumsi listrik per kapita ruta dari data PT. PLN sebagai parameter populasi. Hasil estimasi dari metode terbaik dibuat pemetaan untuk melihat gambaran tingkat konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021.

IV. METODE PENELITIAN

A. Ruang Lingkup Penelitian

Penelitian ini berfokus dalam mengestimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta di tingkat kecamatan yang memiliki sampel pada kegiatan Susenas Maret 2021 di Provinsi Jawa Tengah. Wilayah kecamatan yang menjadi unit analisis penelitian berjumlah 572 dari 576 kecamatan yang ada di Provinsi Jawa Tengah. Kecamatan yang tidak dipilih sebagai unit analisis penelitian antara lain Kecamatan Bumijawa, Kecamatan Bojong, dan Kecamatan Jatinegara karena tidak

memiliki sampel ruta pada Susenas Maret 2021, serta Kecamatan Karimun Jawa karena wilayahnya yang terpisah secara fisik dari wilayah lain di Provinsi Jawa Tengah sehingga tidak dapat mempertimbangkan adanya pengaruh spasial ketika menggunakan metode SAE pada model SEBLUP-FH.

B. Variabel Penelitian

Variabel penelitian ini terbagi atas variabel *interest* dan variabel penyerta. Variabel *interest* yang digunakan adalah nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta (KWh/Kapita) dari *raw data* Susenas Maret 2021 yang diestimasi menggunakan metode pendugaan langsung sehingga disebut sebagai penduga langsung. Sedangkan, variabel penyerta diperoleh dari sumber *big data* meliputi data penginderaan jauh dan data geospasial terbuka, serta data Podes 2021. Seluruh variabel penyerta sepenuhnya diperoleh dari data sekunder yang berjumlah 16 kandidat variabel. Adapun rincian informasi seluruh kandidat variabel penyerta terdapat pada tabel berikut.

TABEL I
RINCIAN INFORMASI SELURUH KANDIDAT VARIABEL PENYERTA SEBAGAI KOMPONEN INFORMASI TAMBAHAN DALAM METODE PENDUGAAN SAE.

Nama Variabel Penyerta	Sumber Data	Resolusi Spasial (m)	Periode Data	Referensi
Jumlah keluarga pengguna listrik PLN (X_1), jumlah sarana pendidikan (X_2), jumlah sarana kesehatan (X_3), jumlah tempat ibadah (X_4), jumlah industri mikro kecil (X_5), jumlah sentra industri (X_6), jumlah sarana dan prasarana ekonomi (X_7), dan kepadatan penduduk (X_8)	Pendataan Potensi Desa (Podes) BPS	-	2021	[19],[20]
Nighttime Light Intensity (NTL) (X_9)	S-NPP/NOAA-VIIRS 20	463,83	2021	[21]
Built-Up Index (BUI) (X_{10})	Sentinel-2	10	2021	[22]
Land Surface Temperature (LST) (X_{11})	MODIS	1000	2021	[23]
Elevation (X_{12})	SRTM-NASA DEM	30	2000	[24],[25]
Kepadatan Senyawa CO (X_{13})	Sentinel-5P	1113,33	2021	[26]
Konsentrasi Particulate Matter 2.5 (PM _{2.5}) (X_{14})	Socioeconomic Data and Applications Center (SEDAC) NASA	1111	2019	
Global Aridity Index (X_{15})	Global Aridity and PET Database	1000	1970-2000	[26],[27]
Relative Wealth Index (RWI) (X_{16})	Facebook's Data For Good	2400	2021	[28]

C. Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini secara garis besar menggunakan data sekunder dari BPS yaitu data Susenas dan Podes 2021, serta sumber *big data* berupa data penginderaan jauh dan data geospasial terbuka. Berikut ini dijelaskan proses pengumpulan data tersebut.

1. Data Susenas Maret 2021

Raw data diperoleh dari hasil Susenas Maret 2021 di Provinsi Jawa Tengah dengan jumlah sampel sebanyak 29.870 ruta. Data yang dibutuhkan untuk menghitung estimasi langsung nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta yaitu banyaknya pemakaian listrik dalam sebulan terakhir (KWh), jumlah anggota rumah tangga, dan penimbang (*weight*) individu.

2. Data Podes 2021

Data mikro Podes 2021 yang diperoleh mencakup seluruh wilayah desa di Provinsi Jawa Tengah yang berjumlah 8.652 desa. Adapun daftar variabel yang dipilih telah disebutkan pada Tabel I. Seluruh variabel Podes perlu dilakukan *filter data* agar memudahkan proses agregasi jumlah pada level kecamatan.

3. Sumber Big Data

Variabel sumber *big data* sebagian besar diperoleh dari data citra satelit yang diakses dan diunduh melalui layanan Google Earth Engine, meliputi *Nighttime Light Intensity* (NTL), *Land Surface Temperature* (LST), *Built-Up Index* (BUI), *Elevation*, dan *Kepadatan Senyawa CO*. Variabel-variabel tersebut harus

dilakukan *preprocessing* citra terlebih dahulu agar diperoleh data yang bersih (*clean*) dan diekspor ke dalam bentuk data raster (*geotiff*). Sementara itu, variabel lainnya yaitu *Global Aridity Index*, *Konsentrasi Particulate Matter 2,5* (PM_{2.5}), dan *Relative Wealth Index* (RWI) diperoleh dari beberapa sumber data geospasial terbuka. Variabel *Global Aridity Index* dan *Konsentrasi PM_{2.5}* tersedia langsung dalam bentuk data raster saat diunduh dari sumber terkait. Sedangkan, variabel RWI dapat diunduh dalam format CSV. Variabel RWI dilakukan *adjustment* dengan data *high resolution population density* yang diperoleh dari sumber yang sama untuk mengurangi potensi bias karena efek pemusatan populasi pada pengukuran data RWI.

D. Metode Analisis Data

Estimasi Langsung (Direct Estimation)

Variabel rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta dapat dihitung menggunakan data sampel Susenas dengan formula estimasi langsung sebagai berikut:

$$\bar{y}_{kwh/kapita} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{y_{kwh_i} \times w_i}{q_i}}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (1)$$

di mana $i = 1, \dots, n$; dengan n adalah ukuran sampel ruta di suatu kecamatan, $\bar{y}_{kwh/kapita}$ adalah estimasi rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta di suatu kecamatan, y_{kwh_i} adalah banyaknya

pemakaian listrik dalam sebulan terakhir (KWh) pada ruta ke- i , q_i adalah jumlah anggota rumah tangga pada ruta ke- i , dan W_i adalah penimbang (*weight*) individu pada ruta ke- i . Proses penghitungan estimasi langsung menggunakan *software* RStudio dengan *package* “survey” [29].

SAE EBLUP-FH

Empirical Best Linear Unbiased Prediction Fay-Herriot merupakan model dasar SAE level area yang dikembangkan oleh Fay-Herriot dengan menerapkan bentuk dari *linear mixed model* yang ekuivalen dengan persamaan berikut ini [30]:

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + z_i v_i + e_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

di mana $\hat{\theta}_i$ adalah nilai penduga area ke- i , \mathbf{x}_i adalah vektor variabel penyerta area ke- i , $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor koefisien regresi, z_i adalah nilai *covariate* area ke- i , v_i adalah pengaruh acak area ke- i , dan e_i adalah galat acak area ke- i , serta $v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$ dan $e_i \sim iid N(0, \psi_i)$ dengan nilai ragam ψ_i diketahui, σ_v^2 adalah ragam pengaruh acak yang tidak diketahui dan diestimasi dengan metode *Restricted Maximum Likelihood* (REML).

SAE SEBLUP-FH

Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction Fay-Herriot merupakan model SAE yang dikembangkan oleh [31] dengan mengasumsikan adanya dependensi spasial pada *random effect area* dalam model persamaan *simultaneous autoregressive* (SAR). Berikut persamaan model SEBLUP-FH:

$$\boldsymbol{\theta} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u} + \mathbf{e}; \mathbf{v} = (\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u} \quad (3)$$

di mana ρ adalah parameter koefisien autoregresif spasial, \mathbf{W} adalah matriks pembobot spasial, \mathbf{u} adalah vektor galat dari pengaruh acak area yang berdistribusi $N(0, \sigma_u^2 \mathbf{I}_m)$, dan \mathbf{v} adalah vektor pengaruh acak area dengan $v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$. Asumsi normalitas diperlukan dalam menduga σ_v^2 dan ρ dengan prosedur estimasi REML. Jika nilai $\rho = 0$, maka penduga spasial EBLUP memiliki nilai yang sama dengan penduga EBLUP. Proses estimasi model EBLUP-FH dan SEBLUP-FH menggunakan *software* Rstudio dengan *package* “sae” [32].

SAE HB Lognormal

Model SAE pendekatan *Hierarchical Bayes* (HB) menggunakan distribusi *prior* yang dipilih secara subjektif terhadap parameter model yang ditentukan sehingga diperoleh distribusi *posterior* bagi parameter area kecil berdasarkan data amatan. Model SAE HB yang digunakan dalam penelitian ini yaitu model *lognormal* dengan variabel prediktor berbasis level area. Model tersebut dapat didefinisikan sebagai berikut:

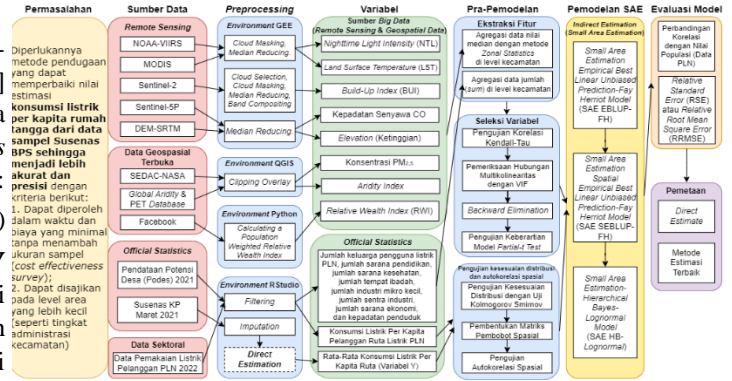
- $\hat{\theta}_i | \theta_i \sim id \lognormal(\mu_i, \psi_i); i = 1, 2, \dots, m$
- $\log(\theta_i) | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \sim id N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2); i = 1, 2, \dots, m$
- $f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) = f(\boldsymbol{\beta})f(\sigma_v^2) \propto f(\sigma_v^2)$

di mana $\mu_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i$ dengan $\mu_i \sim N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$ dan ψ_i adalah ragam dari distribusi *lognormal* dengan $\psi_i = \frac{1}{\tau_\theta}$ dan $\tau_\theta \sim Gamma(a, b)$. Parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^2 saling bebas sehingga $f(\sigma_v^2)$ adalah *prior* dari σ_v^2 Inferensi HB pada parameter θ_i mengasumsikan nilai *flat prior* untuk parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^2 [16].

Maka, distribusi *prior* untuk masing-masing parameter dapat dituliskan sebagai $\boldsymbol{\beta}_j \sim N_{iid}(\mu_{[\boldsymbol{\beta}]_j}, \sigma_{[\boldsymbol{\beta}]_j}^2)$ dan $\sigma_v^2 \sim IG(c_1, c_2)$ dengan $\tau_v = \frac{1}{\sigma_v^2}$, di mana $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^2 bersifat independen dan nilai dari $\mu_{[\boldsymbol{\beta}]_j}, \sigma_{[\boldsymbol{\beta}]_j}^2, a, b, c_1, c_2$, dan τ_v ditentukan secara tetap (*fixed*). Proses estimasi model SAE HB menggunakan *software* RStudio dengan *package* “saeHB” [33].

V. KERANGKA PIKIR

Penelitian ini berfokus dalam mengestimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan menggunakan *Small Area Estimation* (SAE) dengan memanfaatkan informasi tambahan yang diperoleh dari sumber *big data* dan data Podes sebagai variabel penyerta. Informasi yang termuat dalam variabel penyerta harus dapat menangkap dan melengkapi fenomena yang belum tercakup dalam survei konvensional sehingga metode SAE mampu menghasilkan nilai estimasi yang lebih akurat dan presisi dibandingkan estimasi langsung dengan data Susenas. Untuk lebih memahami secara sistematis terkait alur penelitian, kerangka pikir disajikan pada Gambar 2 berikut.

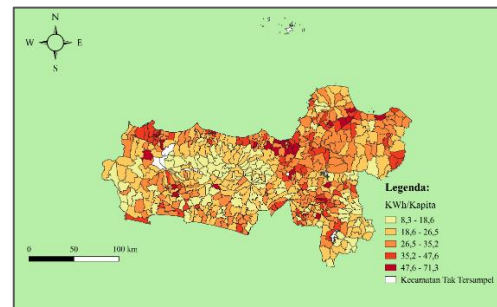


Gambar 2. Kerangka pikir penelitian

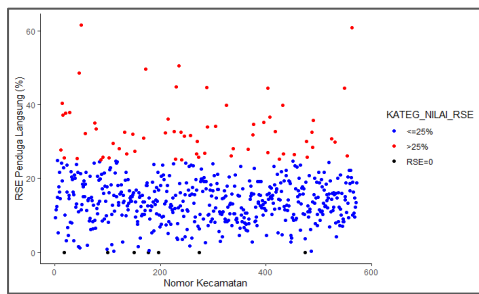
VI. HASIL DAN PEMBAHASAN

6.1 Hasil Pendugaan Langsung dan Ekstraksi Variabel

Pendugaan langsung terhadap nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta dilakukan pada seluruh kecamatan yang menjadi sampel penelitian. Penghitungan dapat dilakukan menggunakan formula pada persamaan (1). Hasil estimasi ini selanjutnya disebut sebagai penduga langsung. Kemudian, hasil estimasi dibuat pemetaan yang dikelompokkan ke dalam lima kategori nilai dengan metode *Natural Breaks*. Berikut ini disajikan peta tematik sebaran nilai penduga langsung dan nilai RSE untuk 572 kecamatan di Provinsi Jawa Tengah.



Gambar 3. Peta tematik nilai penduga langsung

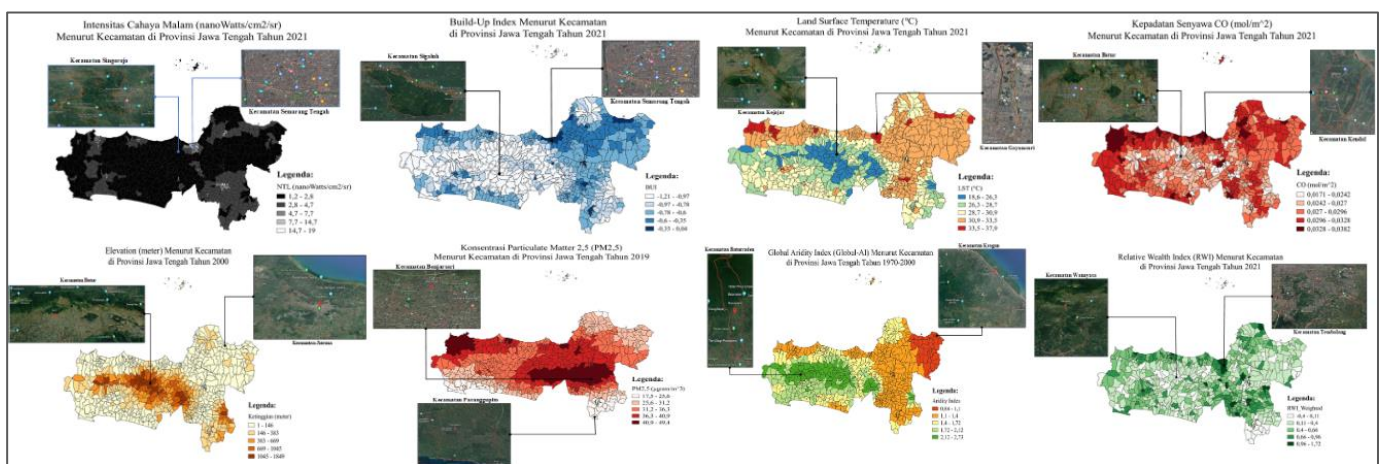


Gambar 4. Dot plot nilai RSE penduga langsung

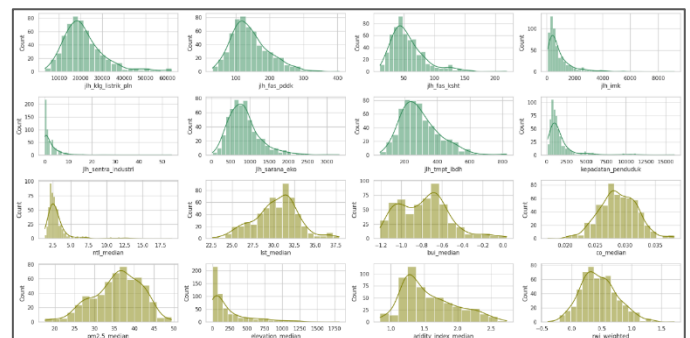
Gambar 3 menampilkan peta tematik sebaran nilai penduga langsung, di mana wilayah kecamatan yang tidak menjadi sampel penelitian ditandai dengan warna putih pada peta. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa wilayah kecamatan dengan nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta yang tinggi mayoritas berada di daerah perkotaan, seperti Kota Semarang, Kota Surakarta, dan Kota Tegal. Sedangkan, wilayah kecamatan yang memiliki nilai rata-rata konsumsi

listrik per kapita ruta yang rendah sebagian besar cenderung berada di wilayah perdesaan yang banyak dijumpai di Kabupaten Wonosobo, Kabupaten Banjarnegara, dan Kabupaten Temanggung. Untuk melihat tingkat akurasi dan presisi dari penduga langsung, berikut ini ditampilkan nilai RSE penduga langsung dari 572 kecamatan.

Gambar 4 memperlihatkan nilai RSE penduga langsung yang dikelompokkan ke dalam tiga kategori, di mana terdapat 7 kecamatan memiliki nilai RSE mendekati nol dikarenakan jumlah sampel kecamatan tersebut tidak mencukupi ukuran sampel minimum dari desain sampling yang digunakan pada Susenas Maret 2021. Kemudian diperoleh nilai rata-rata dan median RSE tanpa mengikutsertakan tujuh amatan dengan nilai SE=0 yaitu berturut-turut sebesar **15,96%** dan **14,76%** yang dikategorikan sudah akurat, tetapi masih terdapat 65 kecamatan yang memiliki nilai RSE di atas 25 persen dengan RSE tertinggi sebesar 61,5% di Kecamatan Purwokerto Barat. Dengan demikian, estimasi dengan metode SAE diperlukan untuk mengoptimalkan hasil dari metode pendugaan langsung.

Gambar 5. Visualisasi peta tematik hasil ekstraksi sumber *big data* yang digunakan sebagai kandidat variabel penyerta

Gambar 5 ditampilkan visualisasi peta tematik hasil ekstraksi sumber *big data* yang diperoleh dari data penginderaan jauh dan data geospasial terbuka. Adapun metode *Natural Breaks* dipilih untuk seluruh pemetaan yang dibuat dalam penelitian ini karena tidak ada teori khusus mengenai klasifikasi variabel terkait. Selain itu, metode tersebut dapat menggambarkan pengelompokkan secara lebih jelas dibandingkan metode lain. Secara garis besar, wilayah kecamatan yang memiliki nilai intensitas cahaya malam (NTL) tinggi, indeks terbangun (BUI) tinggi, suhu permukaan (LST) tinggi, kepadatan CO tinggi, elevasi rendah, konsentrasi PM_{2.5} tinggi, indeks kekeringan tinggi, dan indeks kekayaan (RWI) tinggi berasosiasi dengan wilayah berpenduduk padat di daerah perkotaan dengan tingkat rata-rata konsumsi listrik ruta yang relatif tinggi. Sedangkan, wilayah kecamatan dengan nilai intensitas cahaya malam (NTL) rendah, indeks terbangun (BUI) rendah, suhu permukaan (LST) rendah, kepadatan CO rendah, elevasi tinggi, konsentrasi PM_{2.5} rendah, indeks kekeringan rendah, dan indeks kekayaan (RWI) rendah berasosiasi dengan wilayah yang didominasi hutan dan dataran tinggi seperti di daerah perdesaan dengan tingkat rata-rata konsumsi listrik ruta yang relatif rendah.



Gambar 6. Histogram data seluruh kandidat variabel penyerta

Gambar 6 memperlihatkan sebaran data dari seluruh kandidat variabel penyerta tampak tidak simetris. Variabel data Podes yang ditunjukkan pada histogram berwarna hijau secara keseluruhan memiliki distribusi menceng kanan (*positive skewness*). Sedangkan pada variabel sumber *big data* yang ditunjukkan dalam histogram berwarna coklat tampak memiliki bentuk distribusi yang beragam, tetapi cenderung tak simetris. Analisis ini berkaitan dengan alasan penggunaan metode korelasi Kendall-Tau karena termasuk pada metode statistik nonparametrik yang tidak memerlukan asumsi normalitas data.

Sebelum masuk ke pemodelan SAE, penduga langsung perlu dilakukan pengujian autokorelasi spasial dengan Uji *Moran's I* untuk mengetahui adanya dependensi spasial antarwilayah. Adapun matriks pembobot spasial yang digunakan yaitu tipe *queen* dengan standarisasi. Hasil pengujian diperoleh nilai indeks moran sebesar 0,181 dengan $p\text{-value} < 0,0001$. Hasil tersebut menunjukkan bahwa terdapat dependensi spasial antarwilayah kecamatan pada nilai penduga langsung sehingga model *Spatial EBLUP* dapat digunakan. Kemudian, pemeriksaan distribusi pada penduga langsung dilakukan untuk menentukan diperlukan atau tidaknya model SAE HB *Lognormal*. Berikut ini ditampilkan hasil Uji KS untuk memeriksa kesesuaian distribusi dari penduga langsung

TABEL II
HASIL PENGUJIAN KESESUAIAN DISTRIBUSI PADA PENDUGA LANGSUNG
DENGAN UJI KOLMOGOROV SMIRNOV (KS)

Statistik Uji (D)	P-value	Keterangan
0,0783	0,0018	Penduga langsung tak berdistribusi normal
0,0416	0,2748	Penduga langsung berdistribusi <i>lognormal</i>

Tabel II diperoleh hasil bahwa penduga langsung tidak berdistribusi normal, tetapi berdistribusi *lognormal* dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$. Adapun pemilihan distribusi *lognormal* didasarkan pada kesesuaian rentang nilai data penduga langsung yang berbentuk rill dan positif. Oleh sebab itu, estimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta dapat dihitung menggunakan model SAE HB *Lognormal*.

6.2 Pemodelan Estimasi dengan SAE

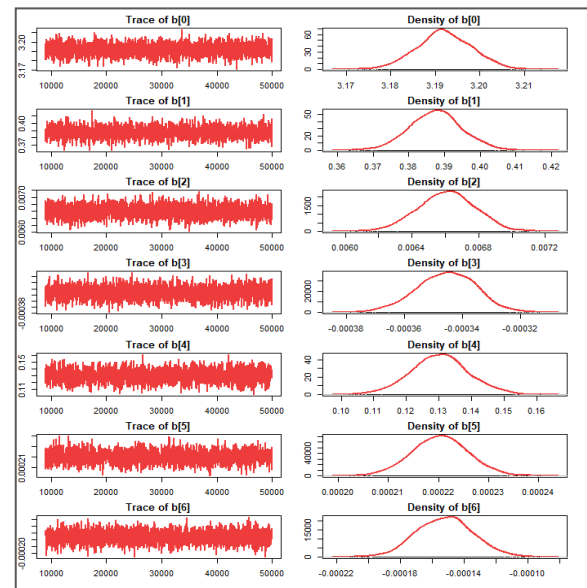
Sebelum melakukan pemodelan SAE, seleksi terhadap kandidat variabel penyerta harus dilakukan agar diperoleh model yang sederhana. Penyeleksian variabel meliputi pengujian korelasi Kendall-Tau terhadap penduga langsung, pemeriksaan multikolinearitas dengan VIF, eliminasi variabel dengan metode *backward*, dan pengujian keberartian model dengan *partial-t test*. Berikut ini ringkasan proses seleksi variabel penyerta untuk dipilih dalam pemodelan SAE.

TABEL III
HASIL RINGKASAN PROSES SELEKSI VARIABEL PENYERTA SAE

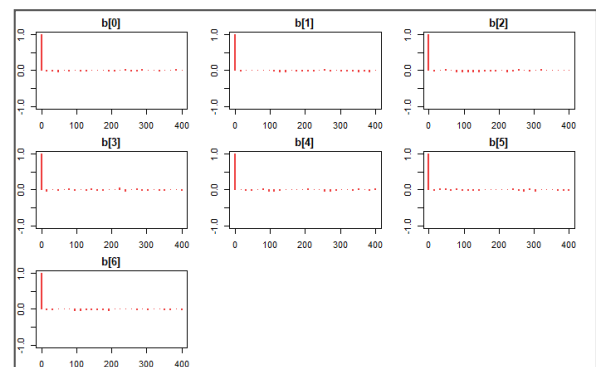
Variabel Terpilih			
Uji Korelasi Kendall-Tau	Pemeriksaan Multikolinearitas	Backward Elimination	Partial-t Test (Selesai)
$X_1, X_2, X_3, X_4, X_7, X_8, X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12}, X_{13}, X_{14}, X_{15}, X_{16}$	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_7, X_8, X_9, X_{10}, X_{12}, X_{13}, X_{14}, X_{15}, X_{16}$	$X_2, X_4, X_7, X_8, X_{10}, X_{12}, X_{14}, X_{16}$	$X_4, X_7, X_{10}, X_{12}, X_{14}, X_{16}$

Tabel III menampilkan proses seleksi variabel penyerta hingga diperoleh 6 variabel yang terpilih masuk pada pemodelan SAE. Variabel tersebut meliputi jumlah tempat ibadah (X_4), jumlah sarana dan prasarana ekonomi (X_7), *build-up index* (X_{10}), *elevation* (X_{12}), konsentrasi PM_{2.5} (X_{14}), dan *relative wealth index* (X_{16}). Setelah mendapatkan variabel penyerta yang terpilih, estimasi dengan metode SAE dapat dilakukan menggunakan model EBLUP-FH, SEBLUP-FH, dan HB *Lognormal*. Pada model SAE HB *Lognormal* perlu menentukan terlebih dahulu nilai *prior*: $\{\mu_{[\beta]_j} = 0; \sigma_{[\beta]_j}^2 = 1; \tau_v = 1\}$. Selanjutnya, pendugaan parameter model SAE HB dapat diperoleh ketika algoritma *Monte Carlo Markov Chain* (MCMC) mencapai kondisi konvergen. Pada penelitian ini, algoritma MCMC mencapai konvergen pada model percobaan

ke-8 dengan spesifikasi yaitu {iterasi: 50.000 kali; *burn in*: 9.000 kali; *thinning*: 16 kali; *update*: 16 kali}. Hasil tersebut diperoleh berdasarkan analisis *diagnostics plot* meliputi *trace plot*, *density plot*, dan *autocorrelation plot* yang menunjukkan indikasi bahwa algoritma MCMC sudah konvergen. Berikut ini ditampilkan gambar *diagnostics plot* dari parameter model SAE HB terpilih.



Gambar 7. Trace plot dan density plot parameter model SAE HB



Gambar 8. Autocorrelation plot parameter model SAE HB terpilih

Pada Gambar 7 ditampilkan *trace plot* dari seluruh parameter model SAE HB terpilih, di mana dapat dilihat membentuk pola stasioner berbentuk ulat bulu gemuk dan tidak ditemukan pola periodik. Hal ini mengindikasikan algoritma MCMC sudah konvergen karena seluruh parameter dibangkitkan secara acak dalam rentang nilai yang sama. Kemudian pada *density plot* tampak seluruh parameter memiliki bentuk kurva yang *smooth* menyerupai lonceng sehingga menunjukkan bahwa algoritma MCMC telah konvergen. Sementara itu, jika dilihat dari *autocorrelation plot* pada Gambar 8 tampak seluruh parameter menunjukkan pola *cut off* setelah lag pertama hingga korelasi mendekati nol. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada lagi efek autokorelasi sehingga sampel yang dibangkitkan sudah mencapai syarat independen. Dari penjelasan tersebut, maka model percobaan ke-8 pada SAE HB *Lognormal* dapat digunakan dalam mengestimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan.

TABEL IV

PERBANDINGAN STATISTIK DESKRIPTIF ANTARA PENDUGA LANGSUNG DENGAN PENDUGA MODEL SAE EBLUP-FH, SEBLUP-FH, DAN HB LOGNORMAL

Statistik deskriptif	Penduga langsung	Penduga EBLUP-FH	Penduga SEBLUP-FH	Penduga HB Lognormal
Minimum	8,309	8,886	8,888	8,258
Median	26,146	26,196	26,112	26,357
Rata-rata	27,604	26,131	26,170	27,425
Maksimum	71,308	53,315	53,602	69,907
Varians	114,008	59,606	60,553	93,522

Tabel IV dapat dilihat bahwa karakteristik nilai penduga HB *Lognormal* lebih mirip dengan nilai penduga langsung. Jika dilihat dari nilai varians, penduga HB *Lognormal* cenderung mempertahankan keragaman data dari penduga langsung dibandingkan dengan yang ditunjukkan pada penduga EBLUP-FH dan SEBLUP-FH. Namun, pengaruh acak area (v_i) dari model EBLUP-FH dan SEBLUP-FH telah dibuktikan berdistribusi normal sehingga sudah memenuhi asumsi yang ditetapkan oleh [16]. Kemudian, untuk mengonfirmasi tingkat kesamaan karakteristik antara tiga penduga SAE dengan penduga langsung, berikut ini ditampilkan nilai korelasi Kendall-Tau dan hasil pengujiannya.

TABEL V

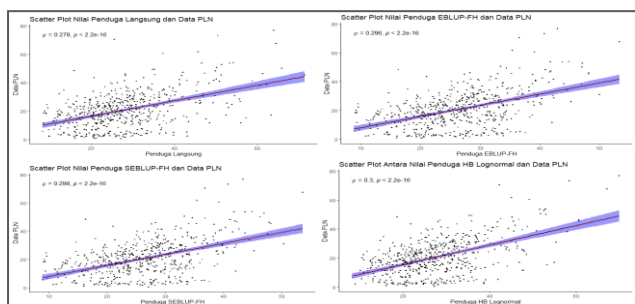
NILAI KORELASI KENDALL-TAU DAN SIGNIFIKANSINYA ANTARA PENDUGA SAE TERHADAP PENDUGA LANGSUNG

Penduga SAE	Korelasi Kendall-Tau	P-value	Keterangan
EBLUP-FH	0,8492	$P < 0,0001$	Signifikan
SEBLUP-FH	0,8502	$P < 0,0001$	Signifikan
HB <i>Lognormal</i>	0,9334	$P < 0,0001$	Signifikan

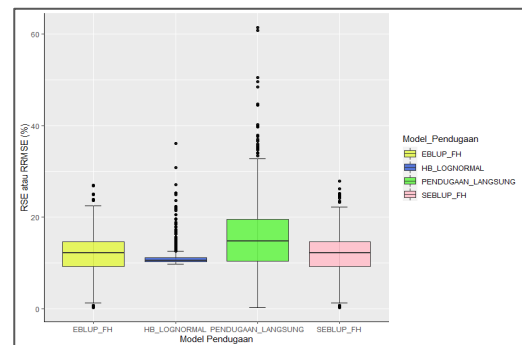
Tabel V dapat diketahui bahwa penduga HB *Lognormal* memiliki nilai korelasi tertinggi terhadap penduga langsung yaitu sebesar 0,9334. Hasil tersebut menandakan bahwa penduga HB *Lognormal* secara statistik memiliki karakteristik nilai yang paling mendekati penduga langsung dibandingkan model EBLUP-FH dan SEBLUP-FH. Setelah itu, evaluasi hasil model dilakukan untuk memperoleh metode terbaik dalam mengestimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021.

6.3 Evaluasi Hasil Model

Proses evaluasi hasil model digunakan secara khusus untuk membuktikan bahwa model SAE mampu menghasilkan penduga yang lebih akurat dan presisi dari penduga langsung. Evaluasi dilakukan dengan dua cara, yaitu membandingkan ukuran RSE atau RRMSE dari setiap model pendugaan dan menghitung korelasi Kendall-Tau antara setiap penduga terhadap nilai konsumsi listrik per kapita ruta dari data PLN tahun 2022. Berikut ini ditampilkan *scatter plot* dan nilai korelasi Kendall Tau tersebut.

Gambar 9. *Scatter plot* korelasi Kendall-Tau antara setiap penduga dengan data PLN sebagai nilai populasi

Gambar 9 dapat dilihat bahwa nilai korelasi Kendall-Tau antara penduga langsung dengan data PLN sebesar 0,278. Kemudian, model EBLUP-FH dan SEBLUP-FH menghasilkan penduga dengan nilai korelasi Kendall-Tau terhadap data PLN berturut-turut sebesar 0,296 dan 0,298. Setelah itu, model HB *Lognormal* memberikan penduga dengan nilai korelasi Kendall-Tau terhadap data PLN sebesar 0,3. Dari hasil tersebut, penduga HB *Lognormal* dapat dikatakan memiliki nilai estimasi yang paling mendekati nilai populasi sebenarnya. Selanjutnya dilakukan perbandingan ukuran RSE atau RRMSE dari setiap model pendugaan untuk mendapatkan metode estimasi terbaik dalam meminimalisasi *error*.

Gambar 10. *Box plot* nilai RSE atau RRMSE dari setiap model pendugaan tanpa melibatkan tujuh amatan yang memiliki nilai SE = 0

Pada Gambar 10 diketahui bahwa posisi garis tengah *box plot* pada penduga HB *Lognormal* tampak lebih rendah dari penduga yang lain. Hal ini menunjukkan bahwa nilai median RRMSE penduga HB *Lognormal* paling kecil dibandingkan RSE penduga langsung dan RRMSE penduga EBLUP-FH dan SEBLUP-FH. Adapun RRMSE penduga HB *Lognormal* yaitu sebesar **10,55%**, sedangkan RRMSE penduga EBLUP-FH dan SEBLUP-FH berturut-turut adalah **12,18%** dan **12,17%**.

TABEL VI

JUMLAH KECAMATAN MENURUT KATEGORI NILAI RSE ATAU RRMSE DARI KEEMPAT PENDUGA

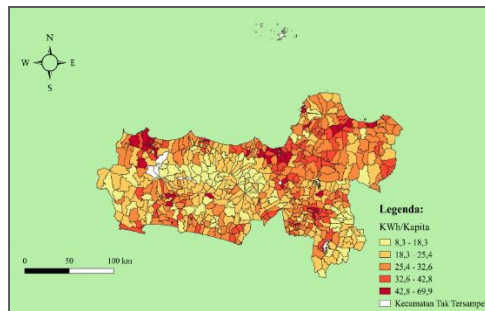
Kategori nilai RSE atau RRMSE	Jumlah observasi (kecamatan)			
	Penduga langsung	Penduga EBLUP	Penduga SEBLUP	Penduga HB Lognormal
RSE = 0%	7	7	7	7
0% < RSE ≤ 25%	500	561	561	559
25% < RSE ≤ 50%	62	4	4	6
RSE > 50%	3	0	0	0

Tabel VI secara umum memperlihatkan bahwa model SAE dapat menurunkan nilai RSE penduga langsung. Meskipun jumlah kecamatan dengan RSE > 25% dari penduga HB *Lognormal* masih lebih banyak dari penduga EBLUP-FH dan SEBLUP-FH, tetapi berdasarkan keseluruhan hasil evaluasi ditetapkan bahwa model SAE HB *Lognormal* merupakan metode terbaik dalam mengestimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita ruta level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021. Selanjutnya hasil estimasi dari metode SAE HB *Lognormal* dijadikan sebagai dasar pemetaan kewilayahan.

6.4 Pemetaan Hasil Estimasi Metode Terbaik

Model SAE HB *Lognormal* telah dipilih sebagai metode terbaik dari hasil evaluasi model. Oleh sebab itu, nilai penduga HB *Lognormal* digunakan dalam membuat peta tematik

terhadap nilai estimasi rata-rata konsumsi listrik per kapita rata level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021.



Gambar 11. Peta tematik nilai penduga HB Lognormal

Gambar 11 menampilkan hasil pemetaan nilai penduga HB Lognormal di mana tingkat rata-rata konsumsi listrik per kapita rata level kecamatan di Provinsi Jawa Tengah sebagian besar berada pada rentang nilai antara 18,3 hingga 25,4 KWh/Kapita. Kecamatan Gajah Mungkur merupakan kecamatan tertinggi dengan nilai konsumsi listrik per kapita sebesar 69,91 KWh/Kapita, sedangkan Kecamatan Petungkriyono menjadi kecamatan terendah dengan 8,26 KWh/Kapita. Wilayah kecamatan dengan tingkat konsumsi listrik per kapita rata yang relatif tinggi sebagian besar berada di daerah perkotaan yang memiliki tingkat kesejahteraan masyarakat relatif tinggi, begitu juga sebaliknya. Oleh sebab itu, Kementerian ESDM dan PT. PLN dapat memberikan subsidi listrik bagi masyarakat di perdesaan dengan mengalokasikan pasokan listrik yang masih tersisa agar dimanfaatkan untuk kebutuhan masyarakat. Selain itu, PT. PLN dapat meningkatkan kualitas infrastruktur kelistrikan di wilayah kecamatan dengan tingkat konsumsi listrik rata yang masih rendah. Sementara itu, metode estimasi dengan model SAE HB Lognormal dapat dijadikan sebagai metode alternatif bagi BPS dalam meningkatkan akurasi dan presisi dari hasil estimasi langsung menggunakan data Susenas.

VII. PENUTUP

Dari hasil dan pembahasan diperoleh kesimpulan berikut:

1. Penduga langsung memiliki nilai median RSE sebesar 14,76% dengan karakteristik data berdistribusi lognormal dan terdapat dependensi spasial antarwilayah kecamatan.
2. Penduga HB Lognormal memiliki karakteristik nilai yang paling mendekati penduga langsung dengan korelasi Kendall-Tau sebesar 0,9334.
3. Model SAE HB Lognormal merupakan metode terbaik dalam mengestimasi nilai rata-rata konsumsi listrik per kapita rata level kecamatan berdasarkan hasil evaluasi.
4. Hasil pemetaan dari penduga HB Lognormal menunjukkan bahwa wilayah kecamatan dengan tingkat konsumsi listrik rata yang relatif tinggi sebagian besar berada di daerah perkotaan dengan tingkat kesejahteraan masyarakat yang juga relatif tinggi, sedangkan wilayah dengan tingkat konsumsi listrik rata yang relatif rendah cenderung sebagian besar berada di wilayah perdesaan dengan tingkat kesejahteraan masyarakat yang juga relatif rendah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Latif Adam, "Dinamika Sektor Kelistrikan Di Indonesia: Kebutuhan Dan Performa Penyediaan," *J. Ekon. dan Pambang.*, vol. 24 no. 1, pp. 29–41, 2016.
- [2] S. I. Kristianto and B. Mudakir, "Analisis konsumsi listrik rumah tangga di Kecamatan Tembalang," *Fak. Ekon. dan Bisnis*, 2015.
- [3] Kementerian ESDM, "Statistik Ketenagalistrikan Tahun 2021 Edisi No. 35 Tahun Anggaran 2022.," *Direktorat Jendral Ketenagalistrikan Kementerian Energi Dan Sumber Daya Miner. Jakarta.*, 2022.
- [4] Perusahaan Listrik Negara (PLN), "Statistik-PLN-2021-Unaudited-21.2.22.," 2021, [Online]. Available: <https://web.pln.co.id/statics/uploads/2022/03/Statistik-PLN-2021-Unaudited-21.2.22.pdf>
- [5] Pemerintah Indonesia, "Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 30 Tahun 2009 Tentang Ketenagalistrikan.," 2009.
- [6] Pemerintah Indonesia, "Undang-undang Republik Indonesia nomor 40 tahun 2007 tentang perseroan terbatas.," *Sekretariat Negara. Jakarta*, 2007.
- [7] Perusahaan Listrik Negara, "Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) PT PLN (Persero).," 2021, [Online]. Available: https://gatrik.esdm.go.id/assets/uploads/download_index/files/38622-ruptl-pln-2021-2030.pdf
- [8] BPS, "Berita resmi statistik," *Bps.go.id*, no. 27, pp. 1–52, 2021, [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/pressrelease/2021/01/21/1854/hasil-sensus-penduduk-2020.html>
- [9] M. Z. Arifin, "Produksi Energi Listrik di Jateng hingga November 2021 Alami Surplus.," *Tribun Jateng*, 2021. <https://pantura.tribunnews.com/2021/12/22/produksi-energi-listrik-di-jateng-hingga-november-2021-alami-surplus> (accessed Apr. 23, 2023).
- [10] M. Ghosh and J. N. K. Rao, "Small Area Estimation: An Appraisal," *Stat. Sci.*, vol. 9, no. 1, pp. 55–76, 1994.
- [11] X. Gao, M. Wu, J. Gao, L. Han, Z. Niu, and F. Chen, "Modelling Electricity Consumption in Cambodia Based on Remote Sensing Night-Light Images," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 8, Apr. 2022, doi: 10.3390/app12083971.
- [12] Y. Sun, S. Wang, X. Zhang, T. O. Chan, and W. Wu, "Estimating local-scale domestic electricity energy consumption using demographic, nighttime light imagery and Twitter data," *Energy*, vol. 226, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.energy.2021.120351.
- [13] R. Gustiawan, "Pemanfaatan Big Data dan Deep Learning dalam Menduga Pengeluaran per Kapita di Tingkat Kecamatan Menggunakan Small Area Estimation (SAE)," pp. 1–15, 2022.
- [14] A. Apriliansyah and I. Y. Wulansari, "Application of Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction (SEBLUP) of Open Unemployment Rate on Sub-District Level Estimation in Banten Province," in *Proceedings of The International Conference on Data Science and Official Statistics*, 2021, vol. 2021, no. 1, pp. 905–913.
- [15] N. A. Cressie and J. Helderbrand, "Multivariate spatial statistical models," 1994.
- [16] J. N. K. Rao and I. Molina, *Small Area Estimation*. John Wiley & Sons, 2015.
- [17] B. Liu, "Hierarchical Bayes Estimation and Empirical Best Prediction of Small-Area Proportions [Dissertation].," *Coll. Park Univ. Mar*, 2009.
- [18] M. Mauliani, Maiyastri, and R. Diana, "Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayes (HB) Lognormal.," *J. Mat. UNAND*, vol. VII, no. 4, pp. 15–21, 2018.
- [19] T. Siswanti, "Geoinformatika pada Kasus Area Kecil dan Penerapannya untuk Mendeteksi Kantong-Kantong Kemiskinan di Jember [Disertasi].," *Bogor Inst. Pertan. Bogor*, 2013.
- [20] I. F. U. Muzaynah, H. H. Lean, D. Hartono, K. D. Indraswari, and R. Partama, "Population density and energy consumption: A study in Indonesian provinces," *Heliyon*, vol. 8, no. 9, p. e10634, 2022, doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e10634.
- [21] K. Shi et al., "Evaluating the Ability of NPP-VIIRS Nighttime Light Data to Estimate the Gross Domestic Product and the Electric Power Consumption of China at Multiple Scales: A Comparison with DMSP-OLS Data," pp. 1705–1724, 2014, doi: 10.3390/rs6021705.
- [22] K. Faisal, A. Shaker, and S. Habbani, "Modelling the Relationship between the Gross Domestic Product and Built-Up Area Using Remote Sensing and GIS Data: A Case Study of Seven Major Cities in Canada," *ISPRS Int. J. Geo-Information*, vol. 5, no. 3, p. 23, 2016.
- [23] A. Rajeshwari and N. D. Mani, "Estimation of land surface temperature of Dindigul district using Landsat 8 data," *Int. J. Res. Eng. Technol.*, vol. 3, no. 5, pp. 122–126, 2014.
- [24] P. Luo, X. Zhang, J. Cheng, and Q. Sun, "Modeling population density using a new index derived from multi-sensor image data," *Remote Sens.*, vol. 11, no. 22, p. 2620, 2019.
- [25] N. M. Katsoulakos and D. C. Kaliampakos, "What is the impact of altitude on energy demand? A step towards developing specialized energy policy for mountainous areas," *Energy Policy*, vol. 71, pp. 130–138, 2014, doi: 10.1016/j.enpol.2014.04.003.
- [26] J. Eom, M. Hyun, J. Lee, and H. Lee, "Increase in household energy consumption due to ambient air pollution," *Nat. Energy*, vol. 5, no. 12, pp. 976–984, 2020, doi: 10.1038/s41560-020-00698-1.
- [27] R. J. Zomer, J. Xu, and A. Trabucco, "Version 3 of the global aridity index and potential evapotranspiration database," *Sci. Data*, vol. 9, no. 1, p. 409, 2022.
- [28] G. Chi, H. Fang, S. Chatterjee, and J. E. Blumentstock, "Microestimates of wealth for all low- and middle-income countries," *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 119, no. 3, pp. 1–11, 2022, doi: 10.1073/pnas.2113658119.
- [29] T. Lumley, "Analysis of Complex Survey Samples.," 2021. [Online]. Available: <http://r-survey.r-forge.r-project.org/survey/>
- [30] J. N. K. Rao, *Small Area Estimation*. United States of America: John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- [31] M. Pratesi and N. Salvati, "Small area estimation: the EBLUP estimator based on spatially correlated random area effects," *Stat. methods Appl.*, vol. 17, pp. 113–141, 2008.
- [32] I. Molina and Y. Marhuenda, "Small Area Estimation.," 2020. [Online]. Available: <https://cran.r-project.org/web/packages/sae/index.html>
- [33] A. Ubaidillah, I. Y. Wulansari, and Z. Y. Perwira, "Small Area Estimation using Hierarchical Bayesian Method.," 2022. [Online]. Available: <https://github.com/zazaperwira/saeHB>