

Original Article

e-ISSN: 2774-2016 - <https://journal.itera.ac.id/index.php/indojam/>

p-ISSN: 2774-2067

Received 24th September 2025Accepted 22nd December 2025Published 9th January 2026

Open Access

DOI:

<https://doi.org/10.35472/indojam.v5i2.2436>

Penerapan Metode Small Ares Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayesian

Hermalina Sintia Putri^a, Mika Alvionita Sitinjak^b^{a,b} Program Studi Sains Data, Fakultas Sains, Institut Teknologi Sumatera*Corresponding E-mail: mikalavionita@sd.itera.ac.id

Abstract: *The Open Unemployment Rate is an important indicator in describing the labor market conditions of a region, The Riau Islands Province recorded the highest open unemployment rate in Sumatra in 2024, However, direct estimation based on the survey is less accurate for small areas due to limited sample sizes, This study aims to estimate the OUR using the Small Area Estimation (SAE) approach based on a Hierarchical Bayesian (HB) Log-Normal–Normal model, The analysis results show that among several predictor variables used, only the Gross Regional Domestic Product (GRDP) has a significant effect on the OUR, with a regression coefficient of $-1,2600$, This indicates that an increase in GRDP is correlated with a decrease in the unemployment rate, The best model obtained is $\log(\theta_i) = 1,5875 - 1,2600 x1i + v_i$ with a Mean Squared Error of $0,309$, For further development, it is recommended to conduct estimation at smaller area levels (sub-districts or villages) and to consider adding more predictor variables to improve model precision.*

Keywords: *Small Area Estimation, Hierarchical Bayesian, Open Unemployment Rate, Riau Islands, Log-Normal–Normal.*

Abstrak: Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) merupakan indikator penting dalam menilai kondisi ketenagakerjaan suatu wilayah, Namun, estimasi langsung berbasis survei kurang akurat untuk wilayah kecil karena keterbatasan ukuran sampel, Penelitian ini mengestimasi TPT di Provinsi Kepulauan Riau menggunakan pendekatan Small Area Estimation (SAE) berbasis Hierarchical Bayesian (HB) dengan model Log-Normal–Normal, Data yang digunakan adalah TPT dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) 2021–2023, serta variabel prediktor seperti Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), rata-rata lama sekolah, dan indikator sosial ekonomi lainnya, Hasil menunjukkan bahwa hanya PDRB yang berpengaruh signifikan terhadap TPT, dengan koefisien regresi sebesar $-1,2600$, Model terbaik yang diperoleh adalah $\log(\theta_i) = 1,5875 - 1,2600x1i + v_i$, Estimasi ini menghasilkan dugaan TPT yang lebih presisi dibandingkan metode langsung.

Kata Kunci: *Small Area Estimation, Hierarchical Bayesian, Tingkat Pengangguran Terbuka, Kepulauan Riau, Log-Normal–Normal*

Pendahuluan

Pengangguran sering dikaitkan dengan kondisi ekonomi yang tidak stabil, asimetris pembangunan, serta keterbatasan lapangan kerja, Tingkat pengangguran yang tinggi

memberi dampak negatif pada pembangunan nasional [1]. Di Indonesia, salah satu wilayah dengan tingkat pengangguran terbuka (TPT) tinggi adalah Provinsi Kepulauan Riau (Kepri). TPT mengukur proporsi angkatan kerja yang tidak bekerja namun aktif mencari kerja, sekaligus menandakan disparitas



Original Article

permintaan dan penawaran tenaga kerja [2][3]. Pada Agustus 2024, BPS mencatat TPT Kepri sebesar 6,39%, tertinggi di Sumatra, dan melampaui rata-rata nasional 4,91%. [4]

Data TPT diperoleh dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas), yang dirancang untuk menghasilkan estimasi hingga tingkat kabupaten/kota dengan metode survei yang lebih efisien dari segi biaya dan waktu dibandingkan dengan sensus [5]. Namun, keterbatasan ukuran sampel membuat estimasi langsung di wilayah kecil kurang akurat [6]. Jika diaplikasikan pada area mikro, kesalahan sampling meningkat signifikan [7]. Penambahan sampel memang dapat mengurangi error, tetapi biaya tinggi menjadi kendala. Oleh karena itu, dibutuhkan metode alternatif yang mampu meningkatkan presisi estimasi meskipun data terbatas.

Metode *Small Area Estimation* (SAE) dengan pendekatan *Hierarchical Bayesian* (HB) menjadi solusi atas permasalahan ini. Pendekatan HB memungkinkan *borrowing strength* dari area lain untuk memperbaiki estimasi di wilayah kecil. Rao (2003) menyatakan HB sesuai untuk data respon proporsi, seperti status pengangguran, serta mampu menangani struktur hierarkis dan ketergantungan spasial [8]. Keunggulan ini menjadikan HB relevan untuk mengestimasi TPT pada wilayah dengan kompleksitas sosial-ekonomi seperti Kepri.

Penerapan HB dalam penelitian terdahulu menunjukkan hasil signifikan. Xia, Carlin, dan Waller tahun 1997 berhasil memetakan kematian akibat kanker paru di

Ohio dengan presisi lebih tinggi. Xie, Raghunathan, dan Lepkowski menggunakan HB untuk estimasi prevalensi obesitas di AS dengan hasil stabil meski data terbatas. Di Indonesia, metode ini dipakai untuk estimasi pengangguran di tingkat kecamatan membuktikan efektivitas HB dalam estimasi pengangguran di Kalimantan dan Sulawesi Selatan [9][10][11][12].

Penelitian ini berfokus pada estimasi TPT di Provinsi Kepri menggunakan SAE berbasis HB. Kepri dipilih karena kondisi geografisnya yang unik—terdiri atas ribuan pulau di perbatasan internasional—yang menciptakan kesenjangan pembangunan dan kesempatan kerja. Selain itu, ukuran sampel Sakernas per kabupaten/kota relatif kecil, sehingga estimasi langsung memiliki varians besar. Oleh karena itu, SAE berbasis HB diharapkan mampu memberikan estimasi TPT yang lebih presisi dan representative.

Metode

Small Area Estimation (SAE)

SAE digunakan untuk mengatasi keterbatasan sampel pada wilayah kecil yang menyebabkan estimasi langsung kurang presisi. Pendekatan yang digunakan adalah model berbasis area, dengan parameter area kecil dilambangkan θ_i dan prediktor X_i . Model Fay–Herriot yang dimodifikasi digunakan sebagai dasar, dengan formulasi [13]:

$$\theta_i = X_i^T \beta + b_i v_i + e_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (1)$$

Keterangan:

θ_i : Variabel dependen atau nilai target untuk

Original Article

area ke- i ,
 X_i : Variabel independen yang digunakan untuk
 memprediksi θ_i
 β : Vektor koefisien regresi
 v_i : Efek acak yang untuk area ke- i
 m : Jumlah area yang diamati

Uji Distribusi

Distribusi variabel respons diuji menggunakan Kolmogorov–Smirnov test untuk memastikan kesesuaian dengan distribusi teoritis, yang berfungsi untuk menguji apakah data mengikuti distribusi Log-Normal [14].

Uji Korelasi

Untuk mengidentifikasi variabel prediktor yang relevan, dilakukan uji korelasi Pearson antara TPT dan variabel-variabel kandidat predictor. Analisis korelasi digunakan untuk menentukan kekuatan hubungan antara variabel tanpa mempertimbangkan apakah satu variabel bergantung pada yang lain [15]. Selain itu, korelasi tidak hanya mengukur hubungan linear antar variabel, tetapi juga membantu mengidentifikasi kekuatan dan arahnya. Variabel yang memiliki hubungan signifikan dipertahankan dalam pemodelan.

Standarisasi Variabel

Seluruh variabel prediktor diubah ke dalam skala yang sama menggunakan *Z-score standardization*. Hal ini dilakukan untuk menghindari dominasi variabel dengan skala besar terhadap parameter model. Rumus *z-score* dinyatakan sebagai berikut:

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{s} \quad (2)$$

Keterangan:

Z : Nilai yang telah distandarisasi (*z-score*)
 X : Nilai asli (observasi),
 $\bar{x}$: Rata-rata dari seluruh nilai pada variabel X
 s : Simpangan baku dari variabel X

Model Hierarchical Bayesian (HB)

Pendekatan Bayesian digunakan dengan asumsi hierarki [13]:

Sampling model:

$$\log(y_i) \sim N(\log(\theta_i), \sigma^2[y]), \text{ dengan } \sigma^2[y] = \frac{1}{\tau[y]} \quad (3)$$

Linking model:

$$\log(\theta_i) = x_i\beta + v_i, \quad v_i \sim N(0, \sigma^2[v]) \quad (4)$$

Distribusi *prior*:

β dan $\sigma^2[y]$ saling bebas dengan,

$$\beta_i \sim N(\mu[\beta], \sigma^2[\beta]), \text{ dan } \frac{1}{\sigma^2[v]} \sim \text{Gamma}(a, b) \quad (5)$$

Model ini memungkinkan adanya kombinasi informasi dari data sampel dengan data tambahan sehingga menghasilkan estimasi yang lebih stabil.

Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Estimasi parameter dilakukan menggunakan MCMC dengan algoritma Gibbs Sampling, dijalankan melalui perangkat lunak JAGS yang terintegrasi dengan R. Teknik ini membangkitkan sampel dari

Original Article

distribusi posterior hingga rantai Markov mencapai kondisi stasioner [16].

Diagnostik Konvergensi

Untuk memastikan bahwa rantai MCMC telah konvergen, digunakan beberapa uji diagnostic. Beberapa metode yang digunakan dalam proses ini meliputi [17]:

1. Trace plot
Memeriksa kestabilan pola sampel.
2. Autocorrelation plot
Memeriksa keterkaitan antar iterasi.
3. R-hat (Gelman–Rubin)
Konvergensi tercapai bila $R \approx 1$.
4. Effective Sample Size (ESS)
Menunjukkan jumlah sampel efektif yang independent.
5. Monte Carlo Error (MC Error)
Memastikan kesalahan estimasi kecil ($<5\%$).

Hasil dan Diskusi

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) tahun 2021–2023 yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Data ini mencakup informasi tingkat pengangguran terbuka (TPT) sebagai variabel respons serta sejumlah variabel prediktor yang relevan. Variabel prediktor yang digunakan antara lain Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), rata-rata lama sekolah, jumlah penduduk usia kerja, jumlah pengangguran, dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Seluruh data dikumpulkan pada level kabupaten/kota di Provinsi

Kepulauan Riau, yang terdiri atas tujuh wilayah administrative. Dengan cakupan tiga tahun observasi, data yang tersedia bersifat *cross-section* namun jumlah sampelnya relatif terbatas sehingga metode estimasi langsung tidak cukup akurat, khususnya pada daerah dengan jumlah sampel kecil.

Analisis Deskriptif TPT

Rata-rata TPT selama periode pengamatan adalah 5,57% dengan rentang antara 1,27% (Kepulauan Anambas, 2021) hingga 11,64% (Batam, 2021). Kota Batam selalu mencatat angka tertinggi karena menjadi pusat industri dan migrasi tenaga kerja, sementara Kepulauan Anambas memiliki TPT terendah karena struktur ekonomi yang didominasi sektor informal. Hal ini menunjukkan adanya disparitas antarwilayah yang penting untuk ditangkap dalam model seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Variabel Respons Tahun 2021

Statistik	Nilai (%)
Minimum	1,27
Rata-rata (Mean)	5,57
Median	5,27
Maksimum	11,64
Simpangan Baku (SD)	2,57

Original Article

Uji Kecocokan Distribusi

Uji *Kolmogorov-Smirnov* digunakan untuk menguji kecocokan distribusi data secara statistic. Uji ini membandingkan distribusi empiris dari data dengan distribusi teoritis yang diasumsikan, yaitu distribusi log-normal. Hasil uji menunjukkan nilai-p sebesar 0,9166, Karena nilai-p yang diperoleh lebih besar dibandingkan dengan tingkat signifikansi ($\alpha = 0,05$), maka tidak ada cukup bukti untuk menolak hipotesis nol yang menyatakan bahwa data berdistribusi log-normal. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa distribusi log-normal merupakan model yang sesuai untuk merepresentasikan distribusi variabel respons TPT.

Standarisasi Variabel Prediktor

Karena prediktor memiliki skala yang berbeda-beda, dilakukan standarisasi dengan metode z-score. Proses ini membuat semua variabel berada dalam skala yang sebanding, sehingga interpretasi lebih adil dan proses estimasi parameter lebih stabil. Dengan standarisasi, prediktor dengan nilai ekstrim (misalnya PDRB Kota Batam) tidak lagi mendominasi hasil model. Tabel 2, notasi X_1 hingga X_8 digunakan untuk menunjukkan nilai asli dari delapan variabel prediktor yang dianalisis, sedangkan notasi Z_1 hingga Z_8 merujuk pada hasil standarisasi dari masing-masing variabel tersebut.

Tabel 2. Data Sebelum dan Sesudah Standarisasi

Tahun	Kabupaten	X_1	Z_1	...	X_8	Z_8
2021	Karimun	9.332,7	-0,44	...	60,86	-1,62
2021	Bintan	13.933,4	-0,32	...	63,19	-1,03
2021	Natuna	14.645,4	0,32	...	72,31	-1,29
...	...	...	...	...	...	...
2023	Batam	127.016,9	2,58	...	69,63	0,61
2023	Tanjungpinang	15.316,1	-0,29	...	66,53	-0,18

Uji Korelasi

Uji korelasi pearson terhadap variabel respons (TPT) dan delapan prediktor yang telah distandarisasi menunjukkan bahwa tujuh variabel (X_1 sampai dengan X_8) memiliki hubungan signifikan dengan TPT. PDRB (X_1) berkorelasi positif sangat kuat, mengindikasikan daerah dengan PDRB tinggi cenderung memiliki TPT tinggi, kemungkinan akibat ketimpangan ekonomi atau urbanisasi, Jumlah penduduk usia kerja (X_3) dan X_6 juga menunjukkan korelasi tinggi, sementara X_2 (rata-rata lama sekolah) dan X_4 (jumlah pengangguran) memiliki korelasi positif kuat, menandakan pendidikan dan jumlah pencari kerja memengaruhi TPT. IPM (X_5) dan X_7 memiliki korelasi moderat tetapi signifikan, menunjukkan relevansi pembangunan manusia dan indikator sosial lainnya, Sebaliknya, X_8 (TPAK) berkorelasi negatif namun tidak signifikan, sehingga tidak digunakan dalam pemodelan. Pada penelitian ini korelasi yang dicek pada korelasi univariat. Berdasarkan hasil ini, variabel X_1 hingga X_7 memiliki potensi untuk digunakan sebagai

Original Article

prediktor dalam model regresi bayesian yang akan dibangun.

Tabel 3. Hasil Uji Korelasi Pearson antara Variabel Respons dan Prediktor

Var	Koefisien (r)	t-hitung	p-value	Keterangan
x1	0,688	4,130	0,000569	Signifikan
x2	0,702	4,291	0,000395	Signifikan
x3	0,767	5,216	0,000049	Signifikan
x4	0,743	4,846	0,000112	Signifikan
x5	0,643	3,661	0,00166	Signifikan
x6	0,759	5,074	0,000067	Signifikan
x7	0,492	2,463	0,0235	Signifikan
x8	-0,191	-0,840	0,4065	Tidak Signifikan

Hubungan yang signifikan dan arah positif dari sebagian besar variabel mencerminkan keterkaitan yang kuat antara karakteristik ekonomi, pendidikan, dan demografi dengan kondisi ketenagakerjaan di Provinsi Kepulauan Riau.

Pemodelan dengan SAE dan HB

Model yang digunakan adalah SAE dengan pendekatan HB berbasis distribusi Log-Normal-Normal. Model dibangun dalam tiga tingkat:

1. Tingkat pertama (*likelihood*): data observasi TPT mengikuti distribusi Log-Normal.
2. Tingkat kedua (*linear predictor*): parameter laten dipengaruhi oleh prediktor melalui regresi linier dengan efek acak antarwilayah.

3. Tingkat ketiga (*prior*): parameter model diberi prior non-informatif agar estimasi lebih dipengaruhi oleh data.

Proses estimasi dilakukan dengan JAGS menggunakan algoritma Gibbs Sampling. Pengaturan MCMC terdiri dari burn-in 50.000 iterasi, sampling 200.000 iterasi, dan thinning setiap 150 iterasi.

Diagnostik Konvergensi MCMC

Evaluasi konvergensi dilakukan melalui *trace plot*, *autocorrelation plot*, dan *ergodic mean plot*. Hasil menunjukkan bahwa seluruh parameter model telah mencapai kestabilan, dengan pola fluktuasi acak, autokorelasi rendah, dan mean plot yang mendatar. Nilai Gelman–Rubin diagnostic (Rb) berada mendekati 1, yang menandakan bahwa model telah konvergen dan hasil estimasi dapat dipercaya seperti Tabel 4.

Tabel 4. Ringkasan hasil MCMC

Parameter	MC Error	R	ESS
β_0	0,00120	1,00	3999,000
β_1	0,00758	1,00	2102,790
β_2	0,00884	1,01	1543,110
β_3	0,00770	1,00	2246,715
β_4	0,00746	1,01	2216,911
β_5	0,00746	1,01	1509,864
β_6	0,00632	1,00	3315,355
β_7	0,00273	1,00	2961,903
$\tau[v]$	0,00081	1,00	3396,478
$\tau[y]$	0,00080	1,00	3678,783

Original Article

Hasil Estimasi Parameter

Setelah konvergensi tercapai, sampel dari distribusi posterior dianalisis untuk memperoleh ringkasan parameter yang digunakan dalam model. Hasil pendugaan parameter $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6, \beta_7, \tau[y]$ dan $\tau[v]$ pada model SAE dengan model HB Log-Normal - Normal untuk data TPT ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Ringkasan hasil MCMC

Parameter	Rataan	Std. Dev	2,5%	97,5%
β_0	1,5875	0,0759	1,4295	1,7322
β_1	-1,26	0,4794	-2,1313	-0,2627
β_2	0,3149	0,5592	-0,7842	1,4251
β_3	0,9393	0,4872	-0,0838	1,8305
β_4	0,1142	0,4719	-0,8456	1,0322
β_5	0,2495	0,4721	-0,6878	1,1707
β_6	0,2637	0,3996	-0,5495	1,0476
β_7	-0,2637	0,1728	-0,5749	0,1163
$\tau[v]$	0,0619	0,0514	0,0024	0,1919
$\tau[y]$	0,0617	0,0507	0,0024	0,1935

Hasil estimasi menunjukkan bahwa hanya PDRB yang signifikan memengaruhi TPT, dengan koefisien negative. Hal ini berarti semakin tinggi PDRB suatu daerah, semakin rendah TPT yang diperkirakan. Persamaan model yang diperoleh adalah:

$$\log(\theta_i) = 1,5875 - 1,26x_{1i} + v_i$$

dengan x_{1i} adalah PDRB standar deviasi wilayah ke-i dan v_i random effect area,

Estimasi TPT

Untuk mengevaluasi kinerja model *Small Area Estimation* berbasis *Hierarchical Bayesian*, dilakukan perbandingan antara nilai TPT observasi dengan estimasi tidak langsung yang dihasilkan oleh model. Perbandingan ini dilakukan untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Kepulauan Riau selama periode 2021 sampai dengan 2023 seperti pada Tabel 6.

Tabel 6. Ringkasan hasil MCMC

Tahun	Kabupaten/Kota	TPT Estimasi Langsung	TPT Estimasi
2021	Karimun	7,20	6,310041
	Bintan	8,62	6,971218
	Natuna	5,15	4,883838
	Lingga	4,23	3,585848
	Kep, Anambas	1,27	1,755740
	Batam	11,64	11,999939
	Tanjungpinang	6,31	6,061880
	Karimun	6,87	6,493412
	Bintan	6,91	6,118099
	Natuna	4,15	4,469764
2022	Lingga	3,09	3,143955
	Kep, Anambas	2,15	2,270831
	Batam	9,56	9,919111
	Tanjungpinang	5,27	5,839891
	Karimun	6,02	6,204087
	Bintan	5,43	5,525073
	Natuna	4,05	4,592235
	Lingga	3,52	3,546198
	Kep, Anambas	2,55	2,542156
	Batam	8,14	7,604940
2023	Tanjungpinang	4,76	4,445906

Original Article

Berdasarkan Tabel 5, terlihat bahwa TPT estimai secara umum mendekati TPT estimasi langsung, meskipun terdapat perbedaan kecil di beberapa wilayah. Selain itu, model log normal tetap digunakan pada kasus ini dikarenakan nilai TPT tidak lebih dari 100% yang mana ditunjukkan pada estimasi tertinggi di 11,999% pada kota Batam. Model mampu menyesuaikan prediksi terutama di daerah dengan nilai TPT ekstrem, seperti Batam dan Kepulauan Anambas, sehingga variasi antarwilayah dapat ditangkap dengan lebih baik. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan Hierarchical Bayesian efektif dalam menghasilkan estimasi TPT yang lebih stabil dan dapat digunakan sebagai alternatif ketika data sampel terbatas atau tidak merata.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh kesimpulan bahwa dari seluruh variabel prediktor yang diuji, hanya Produk Domestik Regional Bruto Harga Konstan (PDRB HK) yang terbukti berpengaruh signifikan terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Provinsi Kepulauan Riau, dengan estimasi parameter β_1 sebesar $-1,2600$ dan credible interval 95% yang tidak mencakup nol. Koefisien negatif ini mengindikasikan bahwa semakin tinggi PDRB suatu kabupaten/kota, maka semakin rendah tingkat penganggurannya, sehingga pertumbuhan ekonomi daerah berperan penting dalam menekan angka pengangguran terbuka. Model yang digunakan dalam

penelitian ini adalah Log-Normal-Normal berbasis area dengan pendekatan Hierarchical Bayesian, yang diestimasi menggunakan Gibbs Sampling melalui perangkat lunak JAGS, dengan model akhir $\log(\theta_i) = 1,5875 - 1,2600x_{1i} + v_i$. Model mampu memberikan estimasi TPT dengan tingkat akurasi dan presisi yang baik serta kesalahan rata-rata prediksi yang relatif rendah, sehingga metode ini efektif digunakan untuk estimasi wilayah kecil.

Saran

Untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan model dengan struktur SAE yang secara eksplisit dirancang untuk data proporsi, seperti model Beta-Binomial, Beta Regression dengan random effects, atau model alternatif lain yang sesuai untuk domain $[0,1]$. Pendekatan ini direkomendasikan agar estimasi tidak melampaui batas teoretis proporsi serta dapat menghasilkan prediksi yang lebih stabil, konsisten, dan sesuai dengan karakteristik distribusi data. Kemudian direkomendasikan untuk memperhatikan efek multikolinearitas antar variable.

Referensi

- [1] K. Ishak, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pengangguran dan Inflikasi terhadap Indeks Pembangunan di Indonesia," *Iqtishaduna: Jurnal Ilmiah Ekonomi Kita*, vol. 7, no. 1, pp. 22–38, 2018.
- [2] S. Sukirno, *Ekonomi Pembangunan: Proses, Masalah, dan Dasar Kebijaksanaan*. Jakarta: Bina Grafika, 1985.

Original Article

- [3] N. G. Mankiw, *Teori Makroekonomi*, 5th ed. Jakarta: Erlangga, 2003.
- [4] Badan Pusat Statistik (BPS), "Data Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) Provinsi Kepulauan Riau Tahun 2024," *Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas)*, Aug. 2024.
- [5] C. A. Moch, "Penarikan Sampel dengan Balanced Sampling dan Pendekatan Bayesian untuk Survei Ketenagakerjaan," M.S. thesis, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia, 2015.
- [6] I. Ayuningtyas, "Small Area Estimation pada Kasus Respon Multinomial dengan Pendekatan Hierarchical Bayes (Aplikasi pada Proporsi Pengangguran menurut Kategori Pengangguran di Pulau Kalimantan, 2015)," Ph.D. dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia, 2017.
- [7] R. Benavent and D. Morales, "Multivariate Fay–Herriot models for small area estimation," *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 94, pp. 372–390, Feb. 2016.
- [8] M. Mauliani, M. Maiyastri, and R. Diana, "Pendugaan angka pengangguran di Kabupaten Padang Pariaman menggunakan small area estimation dengan pendekatan hierarchical bayes (HB) lognormal," *Jurnal Matematika UNAND*, vol. 7, no. 4, pp. 15–21, 2018.
- [9] L. A. Waller, B. P. Carlin, H. Xia, and A. E. Gelfand, "Hierarchical spatio-temporal mapping of disease rates," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 92, no. 438, pp. 607–617, Jun. 1997.
- [10] D. Xie, T. E. Raghunathan, and J. M. Lepkowski, "Estimation of the proportion of overweight individuals in small areas—a robust extension of the Fay–Herriot model," *Statistics in Medicine*, vol. 26, no. 13, pp. 2699–2715, 2007.
- [11] A. Juliyanto, "Model Hierarchical Bayes pada Small Area Estimation untuk Pendugaan Proporsi Pengangguran pada Desain Survei Kompleks," Ph.D. dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia, 2016.
- [12] S. Hajriah, "Pendugaan Area Kecil dengan Pendekatan Bayesian Hierarki," Undergraduate thesis, Universitas Hasanuddin, Makassar, Indonesia, 2020.
- [13] J. N. K. Rao and I. Molina, *Small Area Estimation*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2015.
- [14] B. D. Famela, V. Lukitosari, and W. F. Doctorina, "Analisa penentuan sisa umur bearing menggunakan fungsi mean residual life (studi kasus pada mesin Sakurai Oliver-66 CV, Bintang Cakra)," *Limits: Journal of Mathematics and Its Application*, vol. 14, no. 2, pp. 127–143, 2017.
- [15] U. Sekaran and R. Bougie, *Research Methods for Business: A Skill Building Approach*, 7th ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2016.
- [16] B. P. Carlin and S. Chib, "Bayesian model choice via Markov chain Monte Carlo methods," *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 57, no. 3, pp. 473–484, 1995.

Original Article

- [17] I. Ntzoufras, *Bayesian Modeling Using WinBUGS*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2009.