

PENDUGAAN AREA KECIL TERHADAP PROPORSI RUMAH TANGGA MISKIN LEVEL KELURAHAN DI KABUPATEN SAMPANG MENGGUNAKAN *HIERARCHICAL BAYES (HB)* LOGIT NORMAL

Ika Yuni Wulansari ¹⁾, Gandhi Pawitan ²⁾, Neneng Sunengsih ³⁾

¹⁾Mahasiswa Program Magister Statistika Terapan Universitas Padjadjaran

²⁾Staf Pengajar FISIPOL Universitas Katolik Parahyangan

³⁾Staf Pengajar FMIPA Universitas Padjadjaran

Email : ¹⁾ikayuni86@gmail.com, ²⁾gandhi_p@home.unpar.ac.id, ³⁾nenks.stat@gmail.com

Abstrak

Pendugaan area kecil menjadi perhatian dalam kajian survei metodologi seiring dengan kebutuhan penyajian data pada level area dengan sampel yang kecil. Metode pendugaan area kecil yang digunakan dalam makalah ini adalah *Basic Area Level Models (Type A)* dikarenakan variabel prediktor yang digunakan dalam menduga variabel respon tersedia pada level area yaitu desa/kelurahan. Model dasar yang digunakan adalah model Fay-Herriot. Model ini merupakan gabungan antara *sampling model* dan *linking model*. Metode yang menangani adanya *linking model* dalam pendugaan area kecil adalah *Hierarchical Bayes (HB)*. Fungsi hubung yang digunakan untuk "borrowing strength" dari berbagai variabel prediktor terhadap variabel respon dalam penelitian ini adalah logit normal. Hal ini dikarenakan variabel respon adalah variabel biner yaitu status miskin dan tidak miskin serta diasumsikan sampel area kecil tersebar secara acak mengikuti distribusi normal. Bentuk integrasi yang kompleks dari sebaran peluang bersyarat pada model diselesaikan menggunakan *Markov Chain Monte Carlo (MCMC)* Gibbs Sampling dengan perangkat lunak WinBUGS. Hasil pendugaan menunjukkan bahwa model HB mampu memberikan dugaan proporsi rumah tangga miskin di level kelurahan di Kabupaten Sampang dengan tingkat error yang kecil.

Kata kunci: pendugaan area kecil, *Hierarchical Bayes*, Gibbs Sampling, WinBUGS

I. PENDAHULUAN

Terdapat dua topik utama yang menjadi perhatian para statistisi dalam kurun waktu sepuluh tahun terakhir ini dalam membahas persoalan survei. Yaitu persoalan pengembangan teknik penarikan sampel (*sampling technique*) dan pengembangan metodologi estimasi parameter populasi (*estimation methods*). Adapun persoalan mutakhir dalam metodologi estimasi parameter populasi adalah mengenai estimasi untuk area atau domain survei yang memiliki sampel kecil (*Small Area Estimation/SAE*) (Rao, 2003).

Badan Pusat Statistik (BPS) selaku instansi utama penyedia data di Indonesia perlu mengembangkan metode estimasi yang dapat digunakan untuk mendapatkan statistik area kecil. Ketersediaan metode estimasi parameter area kecil akan sangat membantu BPS dalam menyediakan data dan informasi yang akurat untuk kebutuhan daerah seperti level provinsi, kabupaten/kota, kecamatan, atau bahkan kelurahan, dengan memanfaatkan ketersediaan data pada level nasional.

Terdapat beberapa metode estimasi area kecil yang telah banyak digunakan, di antaranya adalah *Best Linear Unbiased Prediction* (BLUP), *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP), *Empirical Bayes* (EB), dan *Hierarchical Bayes* (HB). Pemodelan SAE yang saat ini sedang banyak dikaji adalah pemodelan dengan menerapkan kaidah Bayes (*Bayesian Estimation*). Menurut kaidah Bayes, untuk mendapatkan estimasi yang baik, perlu model yang mampu menggabungkan informasi yang tersedia pada data sampel dan informasi lain yang diketahui sebelumnya, dalam teori peluang (*probability theorem*) lebih dikenal dengan menghitung posterior dengan memperhitungkan likelihood dan prior.

Konsep Bayesian digunakan karena pendugaan pada domain dengan sampel yang sedikit sangat membutuhkan informasi pendukung, baik yang berasal dari penelitian sebelumnya, dari data sekunder, bahkan dari sebuah penilaian yang subjektif atau spesifik tiap domain/area. Pada pemodelan SAE dimasukkan pula pengaruh acak area. Hal ini sangat memungkinkan untuk menganggap bahwa parameter yang tidak diketahui dalam model adalah bersifat acak/random mengikuti distribusi tertentu serta dipengaruhi oleh serangkaian variabel prediktor yang dianggap sebagai informasi prior.

Metode estimasi Bayes yang akhir-akhir ini banyak dikembangkan adalah *Empirical Bayes* (EB) dan *Hierarchical Bayes* (HB). Pada pemodelan SAE dengan HB, distribusi prior yang subjektif dari hiperparameter dimasukkan dalam model kemudian distribusi posterior dari parameter yang ingin diestimasi akan diperoleh. HB disebut sebagai Bayes EB atau *fully Bayes* karena mengakomodir distribusi prior subjektif dan prior empiris (berdasarkan data). Sedangkan EB hanya memasukkan distribusi prior empiris. Selain itu, kelebihan HB dibandingkan EB adalah pada sisi inferensia yaitu distribusi posterior dari HB setelah diperoleh maka dapat langsung digunakan untuk seluruh inferensia. Keunggulan HB berikutnya adalah mampu mengatasi model yang kompleks seperti *unmatched sampling* dan *linking models* di mana hal ini sulit ditangani dengan EB. HB juga mampu mengatasi model dengan efek acak mengikuti kelas distribusi selain distribusi normal.

Dari beberapa pilihan metode yang telah dikemukakan di atas, pemilihan metode yang tepat memungkinkan akan menghasilkan estimasi yang cukup baik dari sampel yang kecil, asalkan tersedia data pendukung yang lengkap dan berkaitan erat dengan data yang hendak diteliti. Dalam penelitian ini, akan diterapkan pemodelan HB pada estimasi data kemiskinan level area kecil yaitu kelurahan dengan memanfaatkan data pendukung dari data BPS yaitu Potensi Desa (PODES) dan Sensus Penduduk (SP). Statistik kemiskinan yang hendak diestimasi adalah proporsi rumah tangga miskin pada level kelurahan. Metode HB dipilih karena peneliti hendak menduga parameter-parameter dalam model dengan

mempertimbangkan kelengkapan informasi prior tidak hanya berdasarkan data empiris, namun juga prior subjektif dalam pendugaan angka kemiskinan. Di samping itu, penelitian ini menggunakan perangkat lunak *Windows Bayesian Inference Using Gibbs Sampling* (WinBUGS) dalam pengolahan data.

Sebelumnya, terdapat beberapa penelitian tentang HB di Indonesia, mayoritas di antaranya adalah dalam bidang biologi, kesehatan, pangan, dan demografi. Di samping itu, mayoritas hanya menduga parameter pada level kabupaten/kota atau kecamatan saja, tidak sampai pada level desa/kelurahan. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan sumbangsih dalam kajian pendugaan area kecil dalam bidang sosial yaitu kemiskinan pada level desa/kelurahan.

II. METODOLOGI

Beberapa metode pendugaan area kecil yang telah dikembangkan di Indonesia diantaranya adalah Kurnia (2009) dalam disertasinya meneliti tentang prediksi terbaik empirik untuk model transformasi logaritma di dalam pendugaan area kecil dengan penerapan pada data SUSENAS. Sadik (2009) dalam disertasinya juga meneliti tentang metode prediksi tak-bias linier terbaik dan bayes berhirarki untuk pendugaan area kecil berdasarkan model *state space*. Widiarti (2011) meneliti bias metode *Area Specific Jackknife* dan bias metode *Weighted Jackknife* dalam pendugaan area kecil untuk respon poisson dengan pendekatan bayes. Abadi (2011) meneliti tentang pendugaan statistik area kecil menggunakan model beta-binomial. Sunandi (2011) mengembangkan model spasial bayes dalam pendugaan area kecil dengan peubah respon biner. Hidayati (2013) menerapkan metode Molina dan Rao pada pendugaan ukuran kemiskinan moneter di Kabupaten dan Kota Malang. Hajarisman (2013) mengembangkan pemodelan area kecil untuk menduga angka kematian bayi melalui pendekatan model regresi poisson bayes berhirarki dua level. Penelitian ini menerapkan HB pada data kemiskinan level kelurahan dengan menggunakan model hubung logit normal.

2.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu:

1. Jumlah pengeluaran per kapita per bulan rumah tangga sampel dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) Triwulan I Tahun 2012 Kabupaten Sampang, Provinsi Jawa Timur.
2. Jumlah penduduk menurut kelurahan di Kabupaten Sampang, Provinsi Jawa Timur hasil Sensus Penduduk Tahun 2010.

3. Fasilitas dan infrastruktur yang tersedia di kelurahan di Kabupaten Sampang hasil PODES 2011.

Penelitian ini menggunakan variabel respon status rumah tangga miskin dan tidak miskin. Dalam pemodelan HB diperlukan juga variabel prediktor (X). Variabel prediktor diperoleh dari SP 2010 dan PODES 2011 untuk Kabupaten Sampang, Jawa Timur. Melalui studi literatur pada penelitian-penelitian sebelumnya, dipilih 4 variabel prediktor, yaitu:

X_1 = Jumlah Penduduk (hasil SP 2010)

X_2 = Jumlah keluarga pertanian (hasil PODES 2011)

X_3 = Jumlah keluarga pengguna listrik PLN (hasil PODES 2011)

X_4 = Jumlah surat miskin/SKTM yang dikeluarkan desa pada tahun 2010 (hasil PODES 2011)

2.2 Basic Area Level Models (Type A) HB SAE

Pemodelan Tipe A berbasis pada model Fay-Herriot, yaitu: $\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i + e_i$, $i = 1, \dots, m$, di mana v_i adalah *random effects* yang berdistribusi normal dengan rata-rata=0 dan varian = σ_v^2 yang dinotasikan sebagai $N(0, \sigma_v^2)$. Kemudian i adalah area kecil (dalam hal ini desa/kelurahan) dan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_k)^T$ adalah vektor koefisien regresi ($k \times 1$) di mana k adalah banyaknya variabel prediktor. Sebuah model HB dalam fungsi logit-normal dengan *area level covariates* \mathbf{x}_i diasumsikan bahwa model yang dapat dibangun dari sampel $\{(y_i, x_i), i = 1, \dots, m\}$ dapat dinyatakan dalam bayes hirarki sebagai berikut:

(i) Hirarki 1: $y_i | p_i \sim i. i. d \text{ Binomial } (n_i, p_i)$

(ii) Hirarki 2: $\xi_i = \text{logit}(p_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i$, $v_i \stackrel{iid}{\sim} N(0, \sigma_v^2)$

(iii) Prior: $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^2 adalah saling bebas (*mutually independent*) dengan $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b)$, $a \geq 0, b > 0$ dan *prior* atas $\boldsymbol{\beta}$, $f(\boldsymbol{\beta}) \propto 1$

Dimana p_i adalah proporsi rumah tangga miskin di desa/kelurahan ke- i . Untuk $i = 1, \dots, m$ dengan p_i diasumsikan memiliki model regresi logistik dengan efek acak area, dituliskan $\text{logit}(p_i) = \hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i$ dengan $v_i \sim \text{ind } N(0, \sigma_v^2)$. Vektor kovariat \mathbf{x}_i sebagai variabel tambahan (*auxiliary variable*) dan sebuah vektor koefisien regresi $\boldsymbol{\beta}_i$ diberikan, secara umum modelnya adalah $\text{logit}(p_i) = \mathbf{X}^T \boldsymbol{\beta}_i$.

2.3 Pendugaan Parameter Proporsi Rumah Tangga Miskin pada HB SAE

Pada MCMC Gibbs Sampling, nilai posterior diperoleh dengan cara melakukan pengulangan pada sejumlah gugus himpunan dari parameter yang hendak diduga. Berdasarkan

model bayes hirarki di atas, parameter yang akan diduga adalah β, σ_v^2 , dan p . Dengan demikian, terdapat 3 himpunan nilai posterior yang akan diduga. Penghitungan nilai-nilai parameter dalam model ini dilakukan secara berurutan. Langkah pendugaan dalam Gibbs Sampling adalah sebagai berikut:

- (i) $[\beta | \mathbf{p}, \sigma_v^2, \mathbf{y}] \sim N_p[\beta^*, \sigma_v^2 (\sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T)^{-1}]$
- (ii) $[\sigma_v^2 | \beta, \mathbf{p}, \mathbf{y}] \sim G\left(\frac{m}{2} + a, \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\xi_i - \mathbf{x}_i^T \beta)^2 + b\right)$
- (iii) $f(p_i | \beta, \sigma_v^2, \mathbf{y}) \propto h(p_i | \beta, \sigma_v^2) k(p_i)$

$$\text{dimana } \beta^* = \left(\sum_{i=1}^m \mathbf{z}_i^T \mathbf{z}_i \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^m \mathbf{z}_i^T \xi_i \right), k(p_i) = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{n_i - y_i}$$

$$\text{dan } h(p_i | \beta, \sigma_v^2) \propto g'(p_i) \exp\left\{-\frac{(\xi_i - \mathbf{z}_i^T \beta)^2}{2\sigma_v^2}\right\} \text{ dimana } g(p_i) = \text{logit}(p_i)$$

Sehingga, berdasarkan algoritma Gibbs Sampling pada MCMC diperoleh, $\{p_i^{(k)}, \dots, p_m^{(k)}, \beta^{(k)}, \sigma_v^{2(k)}; k = d + 1, \dots, K = d + D\}$ yang akan digunakan untuk mendapatkan penduga *Hierarchical Bayes* (HB) untuk parameter p_i dan ragam posterior dari p_i .

Berikut adalah tahapan alur pendugaan parameter proporsi pada HB SAE:

1. Mengambil nilai awal sembarang $p^{(0)}, \sigma_v^{2(0)}, y^{(0)}$
2. Membangkitkan $\beta^{(1)}$ dengan informasi $p^{(0)}, \sigma_v^{2(0)}, y^{(1)}$ dari $(\beta | p, \sigma_v^2, y) \sim N_p(\beta^*, \sigma_v^2 (\sum_{i=1}^m \sigma_v^2 (x_i x_i^T)^{-1}))$, informasi \mathbf{x} merupakan gugus variabel prediktor. (Langkah i)
3. Melakukan iterasi ke-k, dibangkitkan contoh acak $\beta^{(k)}$ dengan informasi $p^{(k-1)}, \sigma_v^{2(k-1)}, y^{(k)}$
4. Membangkitkan contoh acak $\sigma_v^{2(k)}$ dengan informasi $\beta^{(k)}, p^{(k-1)}, y^{(k)}$. (Langkah ii)
5. Menghitung nilai $p^{(k)}$ dengan informasi $\sigma_v^{2(k)}, \beta^{(k)}, y^{(k)}$. (Langkah iii)
6. Mengulangi proses sampai sejumlah D contoh acak/iterasi yang telah ditetapkan sampai rantai konvergen.
7. Melakukan “burn in” dengan cara membuang d iterasi pertama untuk menghilangkan pengaruh nilai awal sehingga diperoleh $\{p_i^{(k)}, \dots, p_m^{(k)}, \beta^{(k)}, \sigma_v^{2(k)}; k = d + 1, \dots, K = d + D\}$
8. Saat rantai konvergen, maka diperoleh nilai \hat{p}_i^{HB}
9. Memperoleh nilai penduga p_i dan ragam dari p_i HB yaitu:

$$\hat{p}_i^{HB} \approx \frac{1}{D} \sum_{k=d+1}^{d+D} p_i^{(k)} \text{ dan } V(p_i | \hat{p}) \approx \frac{1}{D-1} \sum_{k=d+1}^{d+D} (p_i^{(k)} - \hat{p}_i^{HB})^2$$

10. Membandingkan \hat{p}_i^{HB} dengan hasil estimasi langsung \hat{p}_i^{DE} yaitu:

$$p_i^{DE} = \frac{\sum_j y_{ij}}{n_i} = \frac{y_i}{n_i} \text{ dan } \hat{V}(p_i^{DE}) = \frac{pq}{n-1} \text{ dimana } q = 1 - p$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penentuan Status Rumah Tangga Miskin dan Tidak Miskin dilakukan berdasarkan Garis Kemiskinan (GK) Kab. Sampang Tahun 2013 yaitu sebesar Rp.261.972,-. Rumah tangga yang pengeluaran perkapita per bulannya berada di bawah GK maka dikategorikan miskin. Sebaliknya, rumah tangga dengan pengeluaran perkapita per bulannya berada sama atau di atas GK, maka dikategorikan tidak miskin. Selanjutnya, dihitung proporsi rumah tangga yang miskin pada tiap desa/kelurahan sampel. Berikut adalah hasil penghitungan proporsi rumah tangga (ruta) miskin per desa/kelurahan sampel (DE):

Tabel 1: Desa/Kelurahan Sampel dan Hasil Dugaan Langsung (DE) Proporsi Miskin

No. Urut Kec. Sampel	Kode Kecamatan	Nama Kecamatan	No. Urut Desa Sampel	Kode Desa/Kelurahan	Nama Desa/Kelurahan	Status Miskin		Total Sampel RuTa	Proporsi RuTa Miskin (DE)
						Tidak Miskin (Kode 0)	Miskin (kode 1)		
						Count	Count		
1	20	Torjun	1	12	Torjun	8	2	10	0.20
2	21	Pangarengan	2	6	Ragung	8	1	9	0.11
3	30	Sampang	3	5	Gunung Maddah	7	3	10	0.30
4	50	Omben	4	6	Meteng	6	4	10	0.40
		Omben	5	7	Madulang	4	6	10	0.60
		Omben	6	8	Kamondung	4	5	9	0.56
		Omben	7	10	Temoran	6	4	10	0.40
5	70	Jrengik	8	12	Jrengik	7	3	10	0.30
6	100	Robatal	9	13	Tragih	8	2	10	0.20
		Robatal	10	15	Gunung Rancak	4	6	10	0.60
7	101	Karang Penang	11	2	Tambah	3	7	10	0.70
		Karang Penang	12	3	Gunung Kesan	4	6	10	0.60
8	110	Ketapang	13	5	Karang Anyar	3	7	10	0.70
		Ketapang	14	8	Ketapang Timur	8	2	10	0.20
9	120	Sokobanah	15	6	Sokobanah Laok	4	6	10	0.60

Data di atas diolah menggunakan algoritma Gibbs Sampling dengan memasukkan komponen variabel prediktor (X1, X2, X3, dan X4) sehingga diperoleh hasil posterior pada saat Gibbs Sampling konvergen seperti pada tabel di bawah ini:

Tabel 2: Hasil Pendugaan Proporsi Rumah Tangga Miskin HB SAE

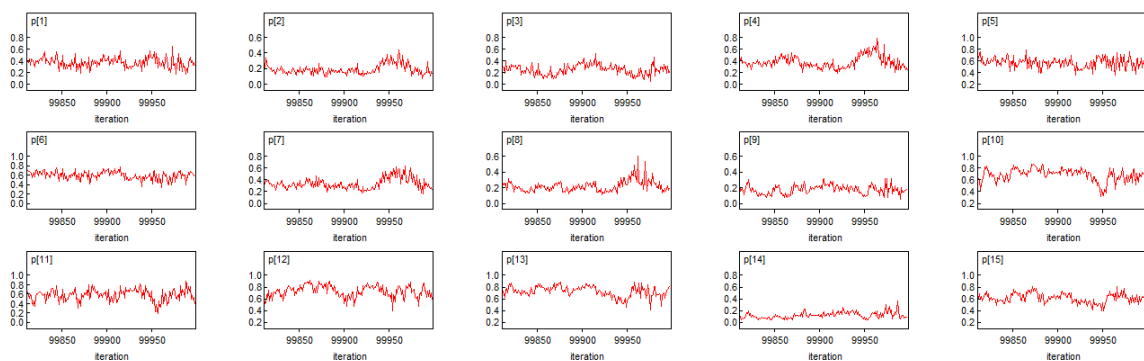
Node	Mean	Sd	MC error	2.50%	median	97.50%	start	Sample
p[1]	0.359	0.09162	8.33E-04	0.1744	0.3603	0.5373	501	99500
p[2]	0.2066	0.07355	0.001492	0.08008	0.2004	0.368	501	99500

p[3]	0.3039	0.1029	0.001909	0.1279	0.296	0.5259	501	99500
p[4]	0.3652	0.09673	0.001467	0.1913	0.3603	0.5682	501	99500
p[5]	0.5434	0.09397	0.001174	0.3615	0.543	0.73	501	99500
p[6]	0.5685	0.09988	0.001499	0.3652	0.5718	0.7552	501	99500
p[7]	0.3342	0.08819	0.001189	0.18	0.328	0.5261	501	99500
p[8]	0.2401	0.07654	0.001296	0.1134	0.2321	0.4128	501	99500
p[9]	0.2177	0.08239	0.001693	0.08175	0.2096	0.4002	501	99500
p[10]	0.6465	0.1036	0.001431	0.4282	0.653	0.8291	501	99500
p[11]	0.5969	0.1186	9.13E-04	0.3577	0.6001	0.8171	501	99500
p[12]	0.6762	0.1191	0.001902	0.4207	0.6862	0.8776	501	99500
p[13]	0.6754	0.1008	0.001947	0.4637	0.6812	0.8545	501	99500
p[14]	0.1741	0.08277	0.002011	0.0494	0.162	0.3681	501	99500
p[15]	0.5682	0.09152	0.001186	0.3881	0.5687	0.7467	501	99500

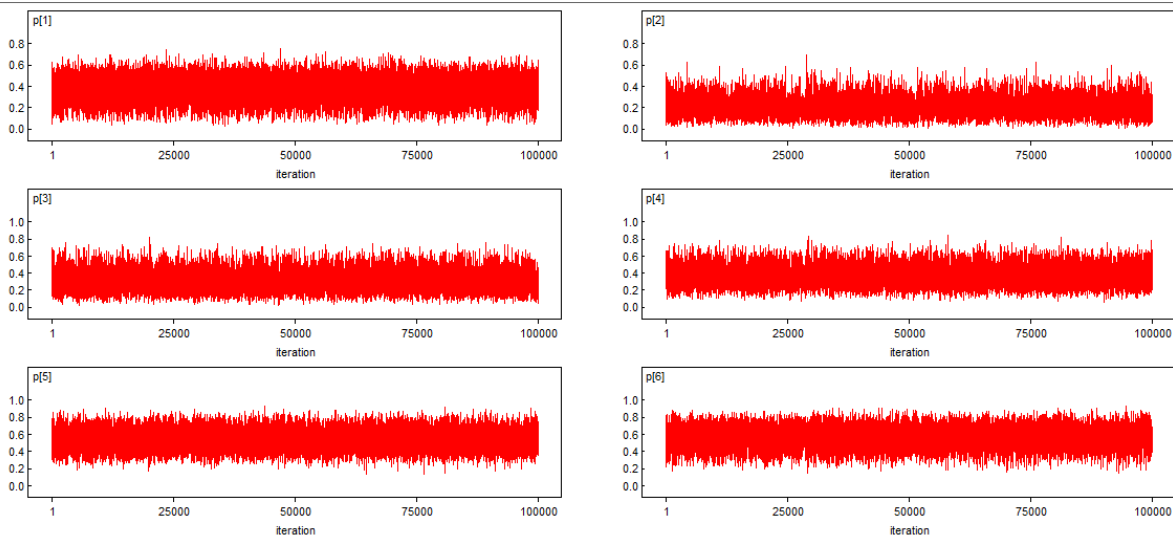
Tabel 3: Hasil Pendugaan Parameter β

Node	Mean	Sd	MC error	2.50%	median	97.50%	Start	Sample
beta0	-1.545	0.513	0.01048	-2.579	-1.535	-0.5616	501	99500
beta1	0.001127	2.98E-04	1.12E-05	5.81E-04	0.00111	0.001732	501	99500
beta2	-0.00175	8.03E-04	2.48E-05	-0.003368	-0.00172	-2.28E-04	501	99500
beta3	-0.00348	0.001218	3.82E-05	-0.00592	-0.00348	-0.00114	501	99500
beta4	-0.00117	0.005	9.87E-05	-0.01117	-0.00113	0.008483	501	99500

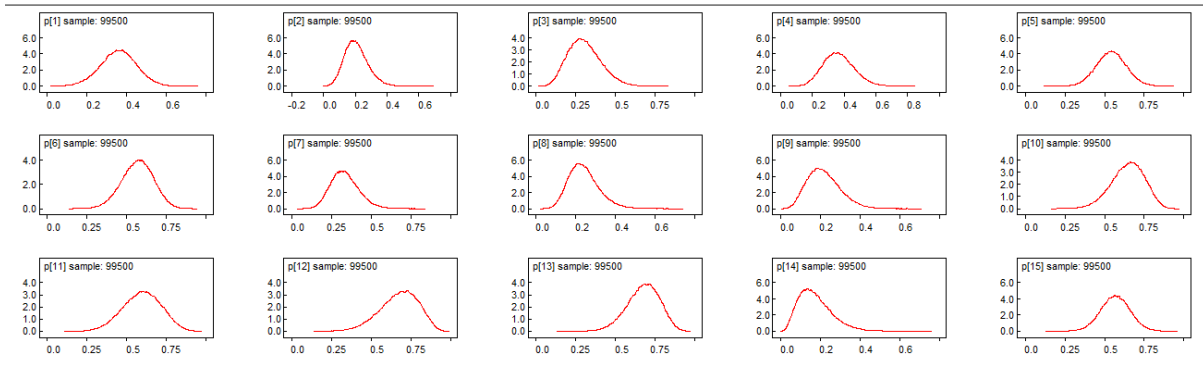
Hasil dugaan di atas adalah nilai posterior pada saat iterasi konvergen. Kekonvergenan Rantai Markov ini ditunjukkan dalam tampilan visual *trace*, *history*, dan *kernel density*. Hasil *trace* menunjukkan bahwa nilai dugaan pada tiap iterasi tidak terdapat nilai ekstrim. Hal ini terlihat dari pola *trace* yang cenderung mendatar. Selain itu, pola *history* juga menunjukkan bahwa Rantai Markov telah mencapai kondisi yang stasioner dan konvergen. Kondisi konvergensi Rantai Markov juga ditunjukkan dengan terbentuknya distribusi normal dari *Kernel Density*.



Gambar 1. Trace Plot



Gambar 2. *History Plot*



Gambar 3. *Kernel Density*

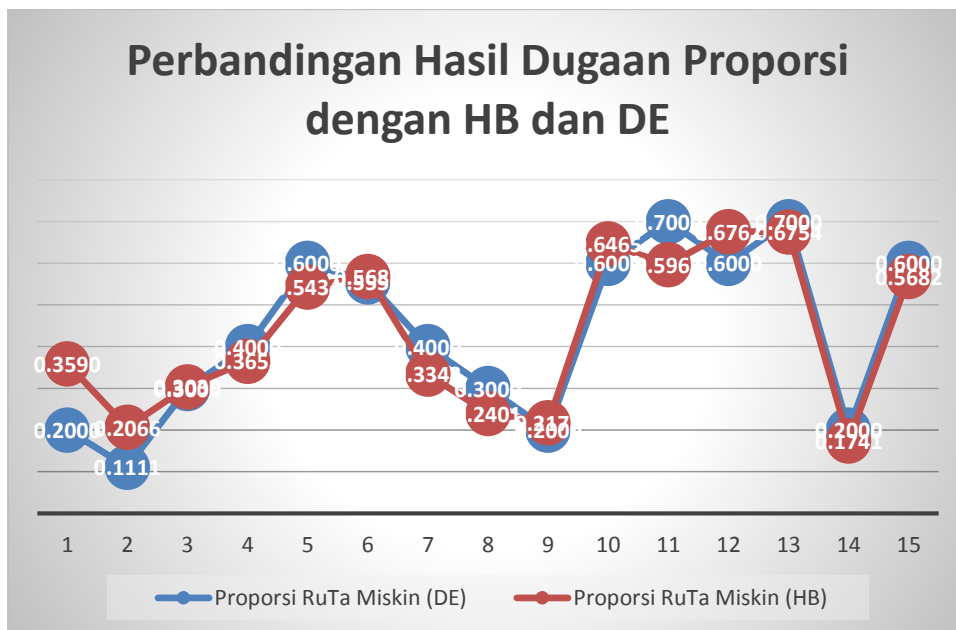
Langkah berikutnya adalah membandingkan hasil dugaan langsung (DE) dan HB, sebagai berikut:

Tabel 4: Hasil perbandingan dugaan langsung (DE) dan HB

Kode Desa/ Kelurahan	Nama Desa/ Kelurahan	Proporsi RuTa Miskin (DE)		Proporsi RuTa Miskin (HB)	
		p	Sd	p	Sd
12	Torjun	0.2000	0.13333333	0.3590	0.09162
6	Ragung	0.1111	0.11111111	0.2066	0.07355
5	Gunung Maddah	0.3000	0.15275252	0.3039	0.1029
6	Meteng	0.4000	0.16329932	0.3652	0.09673
7	Madulang	0.6000	0.16329932	0.5434	0.09397
8	Kamondung	0.5556	0.17568209	0.5685	0.09988
10	Temoran	0.4000	0.16329932	0.3342	0.08819
12	Jrengik	0.3000	0.15275252	0.2401	0.07654
13	Tragih	0.2000	0.13333333	0.2177	0.08239

15	Gunung Rancak	0.6000	0.16329932	0.6465	0.1036
2	Tlambah	0.7000	0.15275252	0.5969	0.1186
3	Gunung Kesan	0.6000	0.16329932	0.6762	0.1191
5	Karang Anyar	0.7000	0.15275252	0.6754	0.1008
8	Ketapang Timur	0.2000	0.13333333	0.1741	0.08277
6	Sokobanah Laok	0.6000	0.16329932	0.5682	0.09152

Apabila disajikan dalam bentuk grafik maka akan tampak sebagai berikut:



Gambar 4. Perbandingan Hasil Dugaan Proporsi dengan HB dan EB

Berdasarkan grafik di atas, terlihat bahwa nilai dugaan proporsi antara DE dan HB menunjukkan kesamaan kecenderungan nilai. Namun, dugaan HB menghasilkan nilai simpangan yang lebih kecil dibandingkan dugaan DE. Berdasarkan hasil dugaan HB terhadap parameter β , estimasi logit dari p dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{logit}(p) = -1.545 + 0.001127X_1 - 0.001746X_2 - 0.003482X_3 - 0.001172X_4$$

model logit ini dapat digunakan untuk mengestimasi nilai logit proporsi dari desa/kelurahan lain yang tidak terpilih sebagai sampel dengan cara memasukkan variabel prediktor (X) yang bersesuaian dengan desa/kelurahan tersebut.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendugaan proporsi rumah tangga miskin di desa/kelurahan di Kabupaten Sampang dengan metode HB cenderung lebih baik dibandingkan dengan DE dikarenakan dugaan HB memberikan nilai simpangan baku yang lebih kecil. Hasil yang diperoleh dari dugaan parameter model HB dapat digunakan untuk menduga nilai proporsi rumah tangga miskin pada desa/kelurahan lain yang tidak terpilih sebagai sampel dengan cara memasukkan variabel prediktor yang bersesuaian dengan desa/kelurahan tersebut ke dalam model logit hasil dugaan HB.

DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, Slamet. 2011. *Pendugaan Statistik Area Kecil Menggunakan Model Beta-Binomial*. [Tesis]. Bogor: FMIPA IPB.
- Badan Pusat Statistik [BPS]. 2012. *Data dan Informasi Kemiskinan Tahun 2012 Buku 2: Kabupaten*. Jakarta: BPS.
- _____. 2012. *Hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) Provinsi Jawa Timur Tahun 2012*. Jakarta: BPS Jawa Timur.
- Cochran WG. 1977. *Sampling Techniques, 3rd ed*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Ghosh, Malay dan J.N.K. Rao. 1994. *Small Area Estimation: An Appraisal. Statistical Science* 9: 55-93.
- Hajarisman, Nusar. 2013. *Pemodelan Area Kecil untuk Menduga Angka Kematian Bayi Melalui Pendekatan Model Regresi Poisson Bayes Berhierarchy Dua-Level*. [Disertasi]. Bogor: FMIPA IPB.
- Hidayati, Nurul. 2013. *Aplikasi Metode Molina dan Rao pada Pendugaan Ukuran Kemiskinan Moneter di Kabupaten dan Kota Malang*. [Tesis]. Bogor: FMIPA IPB.
- Kurnia, Anang. 2009. *Prediksi Terbaik Empirik untuk Model Transformasi Logaritma di Dalam Pendugaan Area Kecil dengan Penerapan Pada Data Susenas*. [Disertasi]. Bogor: FMIPA IPB.
- Rao JNK. 2003. *Small Area Estimation*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Sadik, Kusman. 2009. *Metode Prediksi Tak-Bias Linear Terbaik dan Bayes Berhierarchy untuk Pendugaan Area Kecil Berdasarkan Model State Space*. [Disertasi]. Bogor: FMIPA IPB.
- Setiawan, Agus. 2004. *Small Area Statistics As A Method and Its Application in WinBUGS Software* [Tesis]. Jepang: Faculty of Environmental Science and Technology, Okayama University.

- Sunandi, Etis. 2011. *Model Spasial Bayes dalam Pendugaan Area Kecil dengan Peubah Respon Biner*. [Tesis]. Bogor: FMIPA IPB.
- Walpole, Ronald E. dan Raymond H. Myers. 1995. *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan*. Edisi ke-4. Bandung: ITB Bandung.
- Widiarti. 2011. *Kajian Bias Metode Area Specific Jacknife dan Bias Metode Weighted Jacknife dalam Pendugaan Area Kecil untuk Respon Poisson dengan Pendekatan Bayes*. [Tesis]. Bogor: FMIPA IPB.