

Pendugaan Angka Kematian Bayi Melalui Model Regresi Poisson Bayes Berhirarki Dua-Level (Studi Kasus pada Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat)

NUSAR HAJARISMAN¹⁾, ACENG KOMARUDIN MUTAQIN²⁾, ANNEKE ISWANI A.³⁾

^{1,2,3}Program Studi Statistika, Universitas Islam Bandung, Jl Ranggamalela No. 1, Bandung, Indonesia

¹Email: nusarhajarisman@yahoo.com

ABSTRACT

In this paper, we address the issue of estimation of the hierarchical Bayesian models, especially for count data in small area estimation problem. This model was developed by combining the existing terminology in generalized linear models with the concept of Bayes methods, especially hierarchical Bayes methods, such that it can be implemented to address the problem of small area estimation for survey data in the form of the count data. Development of this model starts by assuming that the observed random variable is a member of the exponential family conditional on a certain parameter. The main objective of the development of this model is to make inference on these parameters are also considered as random variables. Then these parameters are modeled with the Fay-Herriot model as the basic model of the small area estimation. Furthermore, the combination of both models will be standardized in such a way as to represent a model within the framework of Bayes methods that will eventually form a two-level hierarchical Bayes Poisson model to solve problems in small area estimation. The results of the development of this model is implemented to estimate the infant mortality rate in Bandung district, West Java Province.

Keywords: small area estimation, Fay-Herriot model, generalized linear models, Poisson distribution, Markov chain Monte Carlo, Gibbs sampling.

1. PENDAHULUAN

Kematian bayi adalah kematian yang terjadi antara saat setelah bayi lahir sampai bayi belum berusia tepat satu tahun. Banyak faktor yang dikaitkan dengan kematian bayi. Secara garis besar, dari sisi penyebabnya, kematian bayi ada dua macam yaitu endogen dan eksogen. Kematian bayi endogen atau yang umum disebut dengan kematian neonatal; adalah kematian bayi yang terjadi pada bulan pertama setelah dilahirkan, dan umumnya disebabkan oleh faktor-faktor yang dibawa anak sejak lahir, yang diperoleh dari orang tuanya pada saat konsepsi atau didapat selama kehamilan. Kematian bayi eksogen atau kematian post neonatal, adalah kematian bayi yang terjadi setelah usia satu bulan sampai menjelang usia satu tahun yang disebabkan oleh faktor-faktor yang bertalian dengan pengaruh lingkungan luar.

Angka Kematian Bayi menggambarkan keadaan sosial ekonomi masyarakat dimana angka kematian itu dihitung. Kegunaan Angka Kematian Bayi untuk pengembangan perencanaan berbeda antara kematian neo-natal dan kematian bayi yang lain. Karena kematian neo-natal disebabkan oleh faktor endogen yang berhubungan dengan kehamilan maka program-program untuk mengurangi angka kematian neo-natal adalah yang bersangkutan dengan program pelayanan kesehatan Ibu hamil, misalnya program pemberian pil besi dan suntikan anti tetanus. Sedangkan Angka Kematian Post-NeoNatal dan Angka Kematian Anak serta Kematian Balita dapat berguna untuk mengembangkan program imunisasi, serta program-program pencegahan penyakit menular terutama pada anak-anak, program penerangan tentang gizi dan pemberian makanan sehat untuk anak dibawah usia 5 tahun.

Dalam Rencana Strategis (Renstra) Pemerintah Propinsi Jawa Barat Tahun 2008-2013 disebutkan bahwa strategi utama meningkatkan kualitas Sumber Daya Manusia (SDM) di

tempuh melalui upaya peningkatan pendidikan dan kesehatan yang dalam pelaksanaannya dikelola melalui pendekatan siklus hidup dan pemberdayaan kemampuan secara profesional. Pembangunan kesehatan ditujukan untuk meningkatkan derajat kesehatan dengan menurunkan angka kematian khususnya angka kematian bayi, angka kematian ibu, dan angka kematian balita. Selain itu perlu ditargetkan pula upaya meningkatkan kualitas kesehatan lingkungan dan perilaku sehat pada masyarakat.

Indikator kesehatan yang cukup menarik untuk diamati antara lain adalah angka kematian bayi, angka kesakitan dan pemenuhan gizi. Derajat kesehatan penduduk dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti budaya, gaya hidup, tingkat pendidikan, tingkat kesejahteraan, dan lain-lain. Faktor budaya berkaitan dengan kebiasaan penduduk pada umumnya misal; kebiasaan mencampurkan tempat tinggal dengan tempat binatang ternak, sampah yang dibuang sembarangan, penggunaan air sungai sebagai sumber air bersih. Sedangkan gaya hidup menyangkut perubahan perilaku yang massal akibat masuknya nilai-nilai baru yang dianggap modern seperti merokok, minum-minuman keras, makan makanan fast food; yang sebenarnya kebiasaan tersebut merupakan gaya hidup yang kurang sehat, atau lebih mendatangkan penyakit. Rendahnya tingkat pendidikan masyarakat menyulitkan dalam mensosialisasikan kebiasaan-kebiasaan hidup yang sehat. Tingkat ekonomi yang rendah menghambat masyarakat atas akses terhadap fasilitas-fasilitas kesehatan, dan juga rendahnya tingkat pemenuhan gizi yang diperlukan tubuh.

Beberapa indikator derajat kesehatan penduduk yang mencerminkan derajat kesehatan masyarakat, antara lain adalah angka kematian bayi (AKB/IMR), angka kematian kasar (AKK/CDR), status gizi, dan angka harapan hidup. Besarnya angka dari indikator tersebut berkaitan erat dengan tingkat pendidikan keluarga terutama ibu, perilaku hidup sehat, kebersihan, dan kesehatan lingkungan serta sarana pelayanan kesehatan yang tersedia. Selain faktor-faktor diatas, tinggi rendahnya AKB juga dipengaruhi oleh masa persalinan, pemberian air susu ibu (ASI) dan makanan, serta pemberian imunisasi. Oleh karena itu, lamanya pemberian ASI dan kelengkapan pemberian imunisasi perlu diperhatikan.

Untuk keperluan pemantauan hasil pembangunan manusia, AKB yang tinggi mencerminkan banyak hal. Rendahnya tingkat penggunaan maupun pelayanan kesehatan, kekurangan gizi, kontaminasi lingkungan serta rendahnya pendidikan para ibu merupakan faktor-faktor yang mempengaruhi AKB. Oleh sebab itu, upaya untuk menurunkan AKB adalah melalui peningkatan pendidikan bagi kaum perempuan. Diharapkan budaya patrilineal, yang memprioritaskan pendidikan anak laki-laki dibanding perempuan, yang masih dianut sebagian masyarakat dapat dihilangkan. Dengan demikian kesenjangan kualitas SDM antara perempuan dan laki-laki tidaklah terlalu lebar.

Kecenderungan angka kematian bayi di Jawa Barat selama beberapa dekade terakhir terus mengalami penurunan, seiring dengan terus membaiknya derajat kesehatan yang ditunjukkan dengan meningkatnya angka harapan hidup penduduk. Berdasarkan hasil SP 1980, angka kematian bayi (AKB) di Jawa Barat masih tercatat sebesar 134 per 1000 kelahiran, berarti secara rata-rata setiap 1000 kelahiran hidup masih terdapat sebanyak 134 bayi diperkirakan meninggal. Kondisi tersebut mencerminkan derajat kesehatan masyarakat waktu itu masih begitu rendah. Seiring digulirkannya berbagai upaya peningkatan derajat kesehatan, seperti : memudahkan akses masyarakat untuk berobat ke tenaga kesehatan melalui pendirian puskesmas dan puskesmas pembantu, dan melakukan penyuluhan kesehatan melalui posyandu dan kader kesehatan, sangat membantu menurunkan kejadian kematian pada bayi dan ibu. Pada tahun 2003, AKB di Propinsi Jawa Barat menjadi hanya sekitar 42,50 per 1000 kelahiran atau secara rata-rata dari setiap 1000 kelahiran hidup hanya terdapat 42 bayi diperkirakan meninggal dan di tahun 2004 kembali turun menjadi hanya 41,72 per 1000 kelahiran. Jika dilihat menurut jenis kelamin, pencapaian AKB perempuan relatif lebih baik dibandingkan AKB laki-laki. Data tahun 2004 menunjukkan, AKB perempuan mencapai sekitar 40,44 per 1000 kelahiran hidup relatif lebih rendah dibandingkan AKB laki-laki yang mencapai 45,12 per 1000 kelahiran hidup.

Dilihat dari perspektif pembangunan manusia, upaya peningkatan derajat kesehatan melalui penurunan angka kematian bayi secara signifikan sangat membutuhkan upaya penajaman pemikiran, yaitu bagaimana mengintervensi problem-problem kesehatan terutama pada ibu, bayi dan anak, dengan fokus lebih spesifik diarahkan secara khusus ke daerah-daerah pedesaan. Dengan cakupan layanan kesehatan yang belum begitu optimal karena wilayah Jawa Barat yang cukup luas, tampaknya diperlukan upaya prioritas pada daerah-daerah yang memiliki persebaran AKB yang cukup tinggi, seperti di wilayah pantura dan Jawa Barat bagian

selatan misalnya. Menurut data tahun 2004, capaian AKB pada daerah-daerah tersebut relatif cukup tinggi, seperti di Kabupaten Karawang misalnya, capaian AKB-nya sekitar 55.70 per 1000 kelahiran hidup, kemudian disusul Kabupaten Cirebon (54.46 per 1000 kelahiran hidup), Kabupaten Indramayu (53.89), Kabupaten Majalengka (48.50) dan Kabupaten Bekasi (46.61). Sedangkan di wilayah selatan Jawa Barat, AKB yang cukup tinggi terjadi di Kabupaten Garut yang mencapai 53.79 per 1000 kelahiran hidup, dan Kabupaten Tasikmalaya (48.75) serta Kabupaten Cianjur (50.87).

Tingginya angka kematian bayi dan balita tidak dapat dibiarkan begitu saja, mengingat kelangsungan hidup anak sangat menentukan kualitas sumber daya manusia di masa yang akan datang. Oleh karena itu, diperlukan intervensi yang tepat untuk mengurangi angka kematian tersebut. Intervensi yang efektif hanya dapat dilakukan, jika diketahui faktor-faktor signifikan yang mempengaruhi kelangsungan hidup anak. Berbagai studi empiris yang telah dilakukan berkenaan dengan angka kematian bayi menunjukkan bahwa tidak hanya faktor di dalam sektor kesehatan, seperti jumlah puskesmas, bidan, dan infrastruktur kesehatan yang mempengaruhi kelangsungan hidup anak, tetapi juga faktor di luar sektor kesehatan, seperti tingkat pendidikan orang tua dan tingkat pendapatan rumah tangga.

Makalah ini berisi bahasan tentang aplikasi model Poisson Bayes berhirarki dua-level untuk menduga angka kematian bayi (AKB) level kecamatan di Kabupaten Bandung, Provinsi Jawa Barat. Perlu diketahui bahwa variabel acak respons yang diperhatikan dalam studi ini adalah diasumsikan berdistribusi Poisson. Model yang biasa digunakan untuk menganalisis data cacahan yang berdistribusi Poisson adalah model linear terampat. Namun perlu diperhatikan bahwa model linear terampat ini tidak mempertimbangkan efek acak dari area yang diamati. Sedangkan model yang dikembangkan dalam penelitian ini adalah perpaduan antara model linear terampat dan model Bayes berhirarki untuk menangani masalah penaksiran area kecil, yang tentu saja didalamnya sudah memperhitungkan efek acak dari area yang diamati. Oleh karena itu, sebagai bahan perbandingan model yang tanpa memperhitungkan efek acak (model regresi Poisson biasa) juga akan digunakan dalam aplikasi ini.

2. MODEL REGRESI POISSON BAYES BERHIRARKI DUA-LEVEL

Model regresi Poisson berhirarki telah banyak digunakan untuk menganalisis berbagai jenis data yang berbentuk cacahan. Kebanyakan analisis yang dilakukan untuk pemetaan penyakit (*disease mapping*) dimulai dengan proses penarikan contoh Poisson. Clayton dan Klador (1987) menggambarkan pendekatan Bayes empirik yang memperhatikan kemiripan spasial antar angka kematian penyakit tertentu. Sementara itu Ghosh et al. (2009) membandingkan metode Bayes empirik dan Bayes berhirarki, yang diaplikasikan pada masalah kesehatan untuk subpopulasi yang bersifat minoritas. Sementara itu, Breslow dan Clayton (1993) menggunakan model campuran linear terampat untuk mempelajari masalah pemetaan penyakit ini. Sedangkan, Waller, et al. (1997) mengusulkan model Bayes berhirarki spatio-temporal untuk memodelkan angka kematian regional menurut ruang dan waktu termasuk didalamnya interaksi antara ruang dan waktu itu sendiri.

Saat ini sudah mulai banyak penelitian mengenai penerapan model Bayes berhirarki untuk menangani masalah pendugaan area kecil ini. Torabi dan Rao (2008) mengembangkan masalah pendugaan area kecil dua-level melalui penduga generalized regression (GREG). Sementara itu, You dan Chapman (2006) membahas tentang pendugaan area kecil untuk level area. Mereka mengembangkan model untuk memperoleh ragam penarikan contoh melalui pendekatan model Bayes berhirarki dengan algoritma Gibbs penarikan contoh. Penggunaan model Bayes berhirarki juga dilakukan oleh Souza et al. (2009) dalam rangka memprediksi populasi area kecil, dimana model yang dikembangkan dilakukan melalui model pertumbuhan terstruktur secara spasial. Pengembangan model spasial yang dikombinasikan dengan model Bayes berhirarki untuk menangani masalah pendugaan area kecil juga dilakukan oleh You dan Zhou (2011). Hasil pengembangan model yang dilakukan oleh You dan Zhou (2011) ini diaplikasikan pada masalah data kesehatan.

Dalam makalah ini akan diusulkan pengembangan model regresi Poisson berhirarki yang pertama kali diusulkan oleh Christiansen dan Morris (1997), dimana model ini pada awalnya tidak dirancang untuk digunakan dalam masalah survey penarikan contoh. Model ini dikembangkan dengan cara memadukan terminologi yang ada dalam model linear terampat dengan konsep metode Bayes, khususnya metode Bayes berhirarki, sedemikian rupa sehingga dapat diimplementasikan untuk menangani masalah pendugaan area kecil untuk data survey

yang berbentuk data cacahan. Pengembangan model ini dimulai dengan mengasumsikan variabel acak yang diamati merupakan anggota dari keluarga eksponensial, sebagaimana yang muncul dalam konsep pemodelan linear terampat, bersyarat pada suatu parameter tertentu. Tujuan utama dari pengembangan model ini adalah membuat inferensi pada parameter tersebut yang juga dianggap sebagai variabel acak. Kemudian parameter tersebut dimodelkan dengan menggunakan model Fay-Herriot sebagai model dasar dalam konsep pendugaan area kecil. Selanjutnya, perpaduan dari kedua model tersebut akan distandarkan sedemikian rupa sehingga mewakili suatu model dalam kerangka kerja metode Bayes yang pada akhirnya akan terbentuk model Poisson Bayes berhirarki untuk menyelesaikan masalah dalam pendugaan area kecil.

Berikut ini pembahasan mengenai pengembangan model regresi Poisson Bayes berhirarki dua-level. Misalkan y_{ij} menyatakan banyaknya peristiwa 'sukses' atau dalam hal ini banyaknya kejadian yang mati pada unit pengamatan ke- j untuk area ke- i , n_i menyatakan populasi dalam area ke- i , serta θ_{ij} menyatakan angka kematian unit pengamatan ke- j pada area ke- i , dimana $\theta_{ij} = y_{ij}/n_{ij}$ (untuk $i = 1, 2, \dots, m$ dan $j = 1, 2, \dots, n_i$), serta m menunjukkan banyak area kecil yang diamati. Dalam hal ini y_{ij} adalah variabel acak yang saling bebas dengan fungsi kepekatan peluang yang merupakan anggota dari keluarga eksponensial. Kemudian, fungsi kepekatan tersebut diparameterisasi terhadap parameter kanonik, θ_{ij} , dan parameter skala ϕ_{ij} , dimana $\phi_{ij} > 0$ dan diasumsikan diketahui.

Parameter kanonik θ_{ij} akan dimodelkan dengan menggunakan model Fay-Herriot. Untuk merumuskan model regresi Poisson Bayes berhirarki dua-level dilakukan dengan cara menentukan level 1 dari model deskriptif yang menyatakan sebaran dari vektor data yang diamati,

$$\mathbf{y} = (y_{11}, \dots, y_{1n_1}, \dots, y_{m1}, \dots, y_{mn_m})^T$$

dengan syarat pada parameter individu $\{\theta_{ij}\}$; Pada level 2 terdapat dua sebaran prior yang dipertimbangkan, yaitu untuk menyatakan sebaran gamma untuk $\{\theta_{ij}\}$ dengan syarat pada hyperparameter $\alpha = (\tau, \boldsymbol{\beta})$ dan level 2 untuk menyatakan sebaran invers-gamma untuk $\{\theta_{ij}\}$ dengan syarat pada *hyperparameter* $\alpha = (\tau, \boldsymbol{\beta})$.

Pada dasarnya akan sangat sulit untuk menghitung besaran yang sedang dikaji dalam masalah parametrik yang bersifat nonlinear, sehingga perlu dilakukan penyederhanaan pendekatan masalah komputasi yang biasa digunakan, misalnya seperti di dalam metode rantai Markov Monte Carlo. Di sini akan dibahas mengenai metode Bayes dengan sebaran prior dua-tahap yang akan menghasilkan sebaran posterior bagi dua buah *hyperparameter*. Perlu diketahui bahwa metode yang saat ini berkembang biasanya tidak memperoleh sebaran posterior bersyarat dalam bentuk persamaan tertutup yang mengakibatkan contoh Gibbs agak sulit untuk digunakan (Gelfand dan Smith, 1990). Untuk mengatasi masalah tersebut kemudian digunakan algoritma Metropolis-Hasting. Namun perlu dicatat bahwa jika sebaran bersyarat posterior tidak baku berbentuk log konkaf, maka penarikan contoh Gibb dapat digunakan melalui algoritma Gills-Wild (Nandram, 2000). Lebih jauh, Nandram (2000) menyatakan bahwa sebaran posterior bersama bagi parameter yang diamati akan bersifat *proper* untuk sembarang model.

Dalam penelitian ini, masalah komputasi dilakukan sebagaimana yang diusulkan oleh Ghosh et al. (1998) mengenai penerapan model linear terampat pada pendugaan area kecil. Proses komputasi dilakukan pada m buah area lokal atau m strata. Misalkan Y_{ij} menyatakan statistik cukup minimal (diskrit atau kontinu) yang berhubungan dengan unit ke- j dalam strata ke- i ($j = 1, \dots, n_i; i = 1, \dots, m$). Variabel acak Y_{ij} diasumsikan sebagai variabel acak yang saling bebas yang merupakan anggota dari keluarga eksponensial. Dalam penelitian ini variabel acak respons yang diperhatikan adalah yang menyebar Poisson, $Y_{ij} \sim \text{Poisson}(\theta_{ij})$, dimana menurut McCullagh dan Nelder (1989) fungsi peluangnya dapat dituliskan dalam bentuk keluarga eksponensial sebagai berikut:

$$f(y_{ij}|\theta_{ij}, \phi_{ij}) = \exp \left[\frac{y_{ij} \log \theta_{ij} - \theta_{ij}}{a(\phi)} - \log y_{ij}! \right] \quad \dots (1)$$

Dalam hal ini parameter alamiah $\theta_{ij} = \log \theta_{ij}$, $a(\phi) = \phi_{ij} = 1$, $\psi(\theta_{ij}) = \theta_{ij}$, serta $\rho(y_{ij}; \phi_{ij}) = \log y_{ij}!$. Hal ini menunjukkan bahwa sebaran Poisson merupakan anggota dari keluarga eksponensial.

Untuk memudahkan mengkaitkan bentuk model keluarga eksponensial yang dituliskan dalam Persamaan (1) ke dalam masalah pemodelan Bayes berhirarki, maka fungsi kepekatan peluangnya dapat dituliskan lagi sebagai berikut:

$$f(y_{ij}|\theta_{ij}, \phi_{ij}) = \exp \left[\phi_{ij}^{-1} (y_{ij}\theta_{ij} - \psi(\theta_{ij})) + \rho(y_{ij}; \phi_{ij}) \right] \quad \dots (2)$$

dimana $j = 1, \dots, n_i; i = 1, \dots, m$. Fungsi kepekatan yang diberikan dalam (1) diparameterisasi terhadap parameter kanonik θ_{ij} dan parameter skala $\phi_{ij} > 0$. Dalam hal ini parameter skala ϕ_{ij} diasumsikan diketahui nilainya.

Parameter alamiah θ_{ij} terlebih dahulu dimodelkan sebagai

$$h(\theta_{ij}) = \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + u_i + \varepsilon_{ij} (j = 1, \dots, n_i; i = 1, \dots, m) \quad \dots (3)$$

dimana h merupakan fungsi naik; \mathbf{x}_{ik} adalah vektor rancangan berukuran $(p \times 1)$, $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor koefisien regresi berukuran $(p \times 1)$, u_i merupakan efek acak, dan ε_{ik} adalah galat. Di sini diasumsikan bahwa u_i dan ε_{ij} adalah saling bebas dengan $u_i \sim N(0, \sigma_u^2)$ dan $\varepsilon_{ik} \sim N(0, \sigma^2)$. Apabila diperhatikan lebih jauh, model yang diberikan dalam Persamaan (3) merupakan model Fay-Herriot yang dijadikan sebagai model dasar dalam pendugaan area kecil. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa model linear terampat dapat dihubungkan ke masalah pendugaan area kecil melalui hubungan antara model dalam Persamaan (2) dan (3). Apabila melihat lebih jauh persamaan yang dinyatakan dalam (2) dan (3) tidak membentuk model Bayes berhirarki. Akan tetapi model tersebut akan dibakukan sedemikian rupa sehingga mewakili suatu model dalam kerangka kerja metode Bayes sebagaimana yang telah dilakukan oleh Ghosh et al. (1998).

Model pertama yang dipertimbangkan dalam penelitian ini adalah model Poisson Bayes berhirarki, dimana parameter θ_{ij} merupakan suatu parameter yang berkenaan dengan angka kematian (*mortality rate*) yang diasumsikan mengikuti sebaran gamma. Perlu diketahui bahwa parameter θ_{ij} yang menyebar gamma ini merupakan level pertama dari model Bayes berhirarki dua-level, sedangkan level kedua dari hirarki ini terletak pada parameter gamma a yang bersebaran *hyperprior*, $h_a(v)$ dan parameter gamma b yang menyebar *hyperprior*, $h_b(\rho)$, dimana v dan ρ masing-masing menunjukkan parameter dari sebaran *hyperprior* tersebut.

Model kedua yang dipertimbangkan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan sebaran prior untuk parameter τ berdasarkan pada sebaran invers gamma atau $\theta_{ij} \sim \text{Invers Gamma}(a, b)$, dengan mengambil nilai a dan b sama seperti pada model yang pertama, yaitu dengan mengambil nilai $a = b = 0.002$. Sedangkan prior untuk hyperparameter a dan b yang masing-masing juga mengikuti sebaran invers gamma.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Bahan atau data yang digunakan dalam penelitian merupakan data sekunder, dimana sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data hasil survey yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistika (BPS), yaitu Survey Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) dan Suvey Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI).

Pokok-pokok atau komponen informasi yang dapat digali dari data Susenas 2010 adalah Keterangan Tempat; Keterangan Pokok Rumah Tangga; Keterangan Anggota Rumah Tangga; Keterangan Mortalitas Sejak Tahun 2004; Keterangan Perorangan Tentang Kesehatan Balita; Pendidikan; Ketenagakerjaan; Fertilitas dan KB; Keterangan Perumahan; Pengeluaran Rumah Tangga; Keterangan Sosial Ekonomi lainnya; serta Teknologi dan Informasi.

Data SDKI khusus dirancang untuk mengumpulkan berbagai informasi mengenai tingkat kelahiran, mortalitas, prevalensi keluarga berencana dan kesehatan khususnya kesehatan reproduksi. Tujuan umum penyelenggaraan SDKI adalah dalam rangka mengumpulkan informasi mengenai kesehatan ibu dan anak serta informasi mengenai kesehatan reproduksi, prevalensi KB, pengetahuan tentang AIDS dan IMS serta prevalensi imunisasi. Sesuai dengan jenis data atau informasi yang dikumpulkan, kuesioner yang digunakan mencakup kuesioner untuk pengumpulan data rumah tangga dan kuesioner untuk pengumpulan data perorangan.

3.2. Variabel Penelitian

Sejumlah variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini merupakan variabel yang dianggap mempengaruhi Angka Kematian Bayi. Terdapat 10 variabel yang akan diamati, yaitu:

LH	=	Jumlah kelahiran hidup pada satu tahun tertentu di daerah tertentu.
BM	=	Jumlah Kematian Bayi (berumur kurang 1 tahun) pada satu tahun tertentu di daerah tertentu.
K1	=	Persentase ibu hamil yang tidak melakukan kunjungan untuk mendapatkan pelayanan kesehatan oleh tenaga kesehatan profesional (dokter spesialis kandungan dan kebidanan, dokter umum, bidan dan perawat) selama masa kehamilannya.
KN1	=	Prosentase ibu yang tidak melakukan kunjungan bayi. Kunjungan anak usia kurang dari satu tahun (29 hari-11 bulan) untuk mendapatkan pelayanan
NAKES	=	Persentase persalinan yang ditolong bukan oleh tenaga kesehatan adalah persentase ibu bersalin di suatu wilayah dalam kurun waktu tertentu, pertolongan persalinan oleh tenaga profesional: dokter spesialis kebidanan, dokter umum, bidan, pembantu bidan, pembantu bidan dan perawat bidan.
RIST	=	Persentase ibu hamil risti, dimana ibu hamil risti adalah ibu hamil dengan keadaan penyimpangan dari normal yang secara langsung menyebabkan kesakitan dan kematian bagi ibu maupun bayinya.
ASI	=	Persentase bayi yang tidak mendapat ASI eksklusif, dimana ASI eksklusif adalah pemberian ASI saja tanpa makanan dan minuman lain sampai bayi berusia 6 bulan.
POSY	=	Persentase rasio ketersediaan POSYANDU terhadap penduduk.
RSHT	=	Persentase rumah tidak sehat. Bangunan rumah tinggal yang memenuhi syarat kesehatannya itu memiliki jamban sehat, tempat pembuangan sampah, sarana air bersih, sarana pembuangan air limbah, ventilasi baik, kepadatan hunian rumah sesuai dan lantai rumah tidak dari tanah.
PEND	=	Pendidikan terakhir yang ditempuh oleh ibu (dihitung dalam tahun).
MSKN	=	Persentase penduduk miskin.
RTKS	=	Rasio ketersediaan tenaga kesehatan profesional dan tenaga kesehatan masyarakat terhadap penduduk.

4. HASIL-HASIL DAN PEMBAHASAN

Target utama dari aplikasi pemodelan Bayes berhirarki dua-level untuk menangani masalah penaksiran area kecil ini adalah untuk memprediksi banyaknya bayi yang mati dan menduga angka kematian bayi level kecamatan, khususnya di Kota Bandung Provinsi Jawa Barat. Model yang dipertimbangkan adalah model Poisson Bayes berhirarki dua-level dengan menggunakan distribusi prior gamma dan invers gamma. Sebagaimana yang telah diketahui bahwa kerangka kerja dari model yang dikembangkan dalam penelitian ini merupakan perpaduan konsep model linear terampat dan model Bayes berhirarki untuk menangani masalah penaksiran area kecil. Hal-hal yang dikaji dalam aplikasi ini adalah sifat-sifat dari penduga parameter model Poisson Bayes berhirarki, terutama yang berkaitan dengan ketidakbiasan dan akurasi dari penduga parameter yang diamati, termasuk didalamnya adalah galatbaku dari distribusi posteriornya; Diagnostik kekonvergenan rantai Markov; diagnostik kecocokan model dengan cara menerapkan konsep pemodelan linear terampat dalam model Bayes berhirarki pada masalah Penaksiran area kecil, termasuk didalamnya adalah melakukan analisis residu; serta nilai prediksi untuk distribusi posterior, dimana ukuran statistik yang diamatinya adalah rata-rata dan simpangan baku prediksi.

4.1. Diagnostik Kecocokan Model dan Analisis Residu

Tabel 1 menyajikan hasil-hasil mengenai berbagai kriteria informasi devians yang biasa dilakukan untuk mengevaluasi kecocokan model dalam metode MCMC. Beberapa kriteria yang dihitung di sini adalah rata-rata devians posterior (Dbar), nilai devians yang dievaluasi pada rata-rata posterior (Dmean), banyaknya parameter yang efektif (pD), serta devians information criteria (DIC) itu sendiri.

Tabel 1
Kriteria informasi devians untuk data level kecamatan di Kota Bandung

Kriteria	Nilai
Dbar (posterior mean of deviance)	134.237
Dmean (deviance evaluated at posterior mean)	134.237
pD (effective number of parameters)	0
Deviance Informations Criterion (DIC)	134.237

Sebagaimana yang telah disebutkan bahwa dalam hal ini DIC menggunakan fungsi kepekatan posterior, yang berarti bahwa ukuran ini memperhitungkan informasi yang berasal dari distribusi priornya.

Hasil yang ditunjukkan oleh DIC di atas juga sejalan dengan apa yang diberikan oleh rata-rata devians posterior (Dbar) dan devians yang dievaluasi pada rata-rata posterior (Dmean). Perhatikan bahwa nilai Dbar dan Dmean yang berasal dari distribusi prior gamma masing-masing adalah 134.237 dan 134.237.

Tabel 2
Hasil Analisis Residu untuk data level kecamatan di Kota Bandung

Ukuran	Model HB	Model Poisson
Residu Bayes	5.5490	-
MSPE	8.7887	11.7939
MAPE	2.3077	2.9266

Selanjutnya Tabel 2 menampilkan hasil analisis residu, baik analisis untuk residu Bayes, rata-rata jumlah kuadrat prediksi (MSPE), serta rata-rata absolut prediksi (MAPE). Pada tabel tersebut juga ditampilkan hasil analisis residu (MSPE dan MAPE) untuk model regresi Poisson biasa sebagai bahan perbandingan. Berdasarkan hasil dari analisis residu ini tampak bahwa model HB berhirarki nilai-nilai residu (residu Bayes, MSPE, dan MAPE) sedikit lebih kecil dibandingkan dengan model Poisson. Berdasarkan hasil dari analisis residu ini dapat dikatakan bahwa model Poisson Bayes lebih cocok terhadap data dibandingkan model HB.

4.2. Hasil-hasil Penaksiran AKB Kota Bandung

Berdasarkan hasil perhitungan menunjukkan bahwa ringkasan statistik distribusi posterior (yang ditunjukkan melalui rata-rata dan simpangan bakunya) yang berasal dari distribusi posterior memberikan hasil yang tidak jauh berbeda dengan nilai asli dari parameternya. Misalnya besaran rata-rata penduga untuk parameter β_0 , β_1 , dan β_2 yang dihasilkan dari distribusi posterior masing-masing adalah 1.8615, 0.3198, dan 0.9086.

Tabel 3
Ringkasan Statistik untuk distribusi posterior untuk data level kecamatan Kota Bandung

Parameter	Kota Bandung	
	Rata-rata	Simpangan Baku
Intersept	1.8615	31.4364
K1	0.3198	31.0268
MSKN	0.9086	31.6584

Hasil ini juga didukung oleh hasil-hasil dari galat baku Monte Carlo yang disajikan pada Tabel 4 menunjukkan bahwa rasio antara galat baku Monte Carlo dan simpangan bakunya untuk rantai Markov yang diperoleh dari distribusi posterior untuk setiap parameter memberikan nilai yang tidak jauh berbeda.

Tabel 4
Galat baku Monte Carlo dan Simpangan Baku Posterior
untuk data level kecamatan Kota Bandung

Parameter	MCSE	SD	MCSE/SD
Intersept	1.0989	31.4364	0.0350
K1	1.0590	31.0268	0.0341
MSKN	1.0302	31.6584	0.0325

Perhatikan pula bahwa tanda dari penduga parameter yang berhubungan dengan variabel K1 dan MSKN adalah sama, yaitu bertanda positif untuk variabel K1 dan bertanda positif juga untuk variabel MSKN. Artinya bahwa semakin tinggi persentase ibu hamil yang tidak melakukan kunjungan untuk mendapatkan pelayanan kesehatan oleh tenaga kesehatan profesional (dokter spesialis kandungan dan kebidanan, dokter umum, bidan dan perawat) selama masa kehamilannya, maka angka kematian bayi di Kota Bandung akan semakin tinggi. Demikian juga halnya, bahwa semakin tinggi persentase penduduk miskin, maka semakin tinggi pula angka kematian bayi di Kota Bandung.

4.3. Hasil Prediksi Kematian Bayi dan Angka Kematian Bayi

Sekali lagi, perlu diketahui bahwa nilai residu yang diberikan pada Tabel 2, pada dasarnya residu dalam analisis Bayes tidak jauh berbeda dengan residu dalam model linear statistika pada umumnya, yaitu selisih antara data aktual dengan data dugaan dari model. Di sini yang menjadi data aktual adalah variabel respons yang menyatakan banyaknya bayi mati pada kecamatan tertentu di Kota Bandung yang berdistribusi Poisson. Sedangkan data dugaan adalah variabel respons prediksi yang dihasilkan dari model Poisson Bayes berhirarki multi-level, y_{ij}^{pr} . Walaupun nilai residu untuk model Poisson Bayes berhirarki multi-level untuk distribusi prior invers gamma secara umum lebih kecil daripada model dengan prior gamma, akan tetapi sebaran rata-rata dan simpangan baku dari variabel respons prediksi untuk kedua model tersebut mempunyai pola yang tidak jauh berbeda.

Tabel pada Lampiran 1 menyajikan hasil prediksi jumlah kematian bayi level kecamatan di Kota Bandung Provinsi Jawa Barat. Pada tabel tersebut berisi hasil prediksi kematian bayi level kecamatan dengan menggunakan tiga buah model yang berbeda, yaitu model Poisson Bayes berhirarki dengan prior gamma, model Poisson Bayes berhirarki dengan prior invers gamma, serta model regresi Poisson biasa. Dua model yang pertama tentu saja merupakan model kajian utama dalam penelitian ini yang diaplikasikan dalam masalah Penaksiran area kecil. Sedangkan model regresi Poisson disajikan dengan tujuan untuk membandingkan performa model antara model yang memperhitungkan efek area (model Poisson Bayes berhirarki) dan model yang tidak memperhitungkan efek area (model Poisson biasa).

Berdasarkan hasil prediksi banyaknya bayi yang mati level kecamatan di Kota Bandung ini terlihat bahwa hasil prediksi dari model Poisson Bayes berhirarki dengan distribusi prior invers gamma mendekati data aktual. Hal ini sejalan dengan hasil-hasil dari analisis residu yang disajikan pada Tabel 2, dimana model HB memberikan residu yang relatif lebih kecil dibandingkan model Poisson.

Sementara itu tabel yang disajikan pada Lampiran 2 menyajikan hasil-hasil penaksiran angka kematian bayi level kecamatan di Kota Bandung untuk dua buah model yang dikaji bersamaan dengan angka kematian bayi yang dihitung langsung dari data aktual. Hasil penaksiran angka kematian bayi yang diperoleh melalui model Poisson Bayes berhirarki dengan prior invers gamma terlihat mendekati hasil Penaksiran angka kematian bayi yang dihitung dari data aktual. Sedangkan hasil Penaksiran dari model Poisson Bayes berhirarki dengan prior gamma pada umumnya memberikan nilai penduga yang lebih kecil dibandingkan AKB aktual.

5. DISKUSI

Dalam penelitian ini telah dikembangkan suatu model Poisson Bayes berhirarki multi-level yang memadukan konsep pemodelan linear terampat dan pemodelan Bayes berhirarki dalam menangani masalah pendugaan area kecil. Variabel respons yang diamati dalam penelitian ini adalah berbentuk data cacahan yang berdistribusi Poisson yang merupakan anggota dari keluarga eksponensial sebagai bagian dari konsep dalam pemodelan linear terampat. Kemudian, variabel acak Poisson dengan parameter θ dianggap sebagai suatu variabel acak yang dimodelkan melalui model Fay-Herriot sebagai model dasar yang digunakan dalam pendugaan area kecil. Kedua konsep pemodelan tersebut kemudian diimplementasikan melalui pendekatan Bayes berhirarki sehingga membentuk Model Poisson Bayes berhirarki multi-level. Selanjutnya, berdasarkan hasil dari penerapan model Poisson Bayes berhirarki ini pada penaksiran Angka Kematian Bayi (AKB) di Kota Bandung Propinsi Jawa Barat diperoleh beberapa kesimpulan, yaitu:

Variabel yang berpengaruh terhadap AKB di Kota Bandung adalah variabel K1 dan MSKN. Variabel K1 adalah variabel yang menyatakan tentang persentase ibu hamil yang tidak melakukan kunjungan untuk mendapatkan pelayanan kesehatan oleh tenaga kesehatan profesional (dokter spesialis kandungan dan kebidanan, dokter umum, bidan dan perawat) selama masa kehamilannya. Sedangkan variabel MSKN adalah variabel yang menyatakan tentang persentase penduduk miskin.

Penaksir parameter yang berhubungan dengan variabel K1 dan MSKN adalah sama, yaitu bertanda positif untuk variabel K1 dan bertanda positif juga untuk variabel MSKN. Artinya bahwa semakin tinggi persentase ibu hamil yang tidak melakukan kunjungan untuk mendapatkan pelayanan kesehatan oleh tenaga kesehatan profesional (dokter spesialis kandungan dan kebidanan, dokter umum, bidan dan perawat) selama masa kehamilannya, maka angka kematian bayi di Kota Bandung akan semakin tinggi. Demikian juga halnya, bahwa semakin tinggi persentase penduduk miskin, maka semakin tinggi pula angka kematian bayi di Kota Bandung.

Berdasarkan hasil kajian dari kecocokan model dan analisis residu ini tampak bahwa model HB berhirarki nilai-nilai residu (residu Bayes, MSPE, dan MAPE) sedikit lebih kecil dibandingkan dengan model Poisson. Berdasarkan hasil dari analisis residu ini dapat dikatakan bahwa model Poisson Bayes lebih cocok terhadap data dibandingkan model HB.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Ahmed, S. and Hill, K. (2010). "Maternal mortality estimation at the subnational level: a model-based method with an application to Bangladesh," *Bulletin of the World Health Organization*.
- [2]. Bizier, V., You, Y., Veilleux, L., and Grondin, C. (2009). "Model-based Approach to Small Area Estimation of Disability counts and rates using Data from the 2006 Participation and Activity Limitation Survey", *Section on Survey Research Methods*, 1232-1247
- [3]. Datta, G.S., Lahiri, P., and Lu, K.L.(1999). "Hierarchical Bayes Estimation of Unemployment Rates for the States of the U.S.," *Journal of the American Statistical Association*, **94**, 1074-1082.
- [4]. Datta, G.S., Rao, J.N.K., and Smith, D.D.(2005). "On Measuring The Variability of Small Area Estimators Under a Basic Area Level Model," *Biometrika*, **92**, 183-196.
- [5]. Fay, R E. and Herriot, R.A. (1979). "Estimates of income for small places1 an application of James-Stein procedures to census data," *Journal of the American Statistical Association*, **74**, 269- 277.
- [6]. Ghosh, M., Natarajan, K., Stroud, T.W.F., and Carlin, B.P.(1998) "Generalized Linear Models for Small Area Estimation," *Journal of the American Statistical Association*, **93**, 273-282.
- [7]. Jiang, J., and Lahiri, P.(2001). "Empirical Best Prediction For Small Area Inference With Binary Data," *Ann.Inst. Statist. Math*, **53**, 217-243.
- [8]. Kim, H., Sun, D., and Tsukawa, R.K.(2001). "A Bivariate Bayes Method for Improving The Estimates of Mortality Rates With a Twofold Conditional Autoregressive Model," *Journal of the American Statistical Association*, **94**, 1506-1521.
- [9]. Kurnia, A. dan K.A. Notodiputro. (2005). Generalized Linear Model pada Small Area Estimation. Makalah disampaikan pada Seminar Nasional Matematika. UI Depok, 30 Juli 2005.
- [10]. Lahiri, P., and Maiti, T. (2007). "Resampling-Based Empirical Prediction an Application to Small Area Estimation," *Biometrika*, **94**, 469-485.
- [11]. Lahiri, P., and Rao, J.N.K. (1995). "Robust Estimation of Mean Squared Error of Small Area Estimators," *Journal of the American Statistical Association*, **90**, 758-766.

- [12]. MacNab, Y.C., Farrell, P.J., Gustafon, P., and Wen, S.(2004). "Estimation in Bayesian Disease Mapping," *Biometrics*, **60**, 865-873
- [13]. Maiti, T. (1998). "Hierarchical Bayes Estimation of Mortality Rates for Disease Mapping," *Journal of Statistical Planning and Inference*, **69**, 339-348.
- [14]. Malec, D., Sedransk, J., and Moriarity, C.L.(1997). "Small Area Inference for Binary Variables in The National Health Interview Survey," *Journal of the American Statistical Association*, **92**, 815-826
- [15]. Manteiga, W.G., Lombardia, M.J., Molina., I., Morales, D., and Santamaria., L. (2010). "Small Area Estimation Under Fay–Herriot Models With Non-Parametric Estimation of Heteroscedasticity," *Statistical Modelling*, **10**, 215-239
- [16]. Manteiga,W.G., Lombardia, M.J., Molina, I., Morales, D., and Santamaria, L.(2008), "Bootstrap Mean Squared Error of a Small Area EBLUP," *Journal of Statistical Computation and Simulation*, **78**, 443-462.
- [17]. Mendez-Luck, C.A., Yu, H., Meng, Y.Y., Jhawar,M. and Steven P. Wallace, S.P. (2007). "Estimating Health Conditions for Small Areas: Asthma Symptom Prevalence for State Legislative Districts," *Health Services Research*, **42(6)**, 2389-2409.
- [18]. Munnich, R., Burgard, J.P., and Vogt, M. (2009). "Small area estimation for population counts in the German Census 2011", *Section on Survey Research Methods*, 181-190.
- [19]. Nandram, B., and Choi, J.W. (2002). "Hierarchical Bayesian Nonresponse Models for a Binary Data From Small Areas With Uncertainty About Ignorability," *Journal of the American Statistical Association*, **97**, 381-388
- [20]. Nandram, B., and Choi, J.W. (2004). "Nonparametric Bayesian Analysis Of A Proportion For A Small Area Under Nonignorable Nonresponse," *Nonparametric Statistics*, **16(6)**, 821-839.
- [21]. Nandram, B., Sendransk, J., and Pickle,L.(1999). "Bayesian Analysis of Mortality Rates For U.S. Health Service Areas," *Journal of the American Statistical Association*, **61**, 146-165.
- [22]. Nandram, B., Sendransk, J., and Pickle, L.W.(2000). "Bayesian Analysis and Mapping of Mortality Rates for Chronic Obstructive Pulmonary Disease," *Journal of the American Statistical Association*, **95**, 1110-1118.
- [23]. Rao J.N.K. (2003a) *Small Area Estimation*, New York: Wiley.
- [24]. Rao, J.N.K (2003b) *Some New Developments in Small Area Estimation*. Proceedings of the Survey Methods Section, SSC Annual Meeting, June 2003.
- [25]. Trevisani M. and Torelli N. (2004). "Small area estimation by hierarchical bayesian models: some practical and theoretical issues", *Atti della XLII Riunione Scientifica della Società Italiana di Statistica*, 273–276.
- [26]. Trevisani M. and Torelli N. (2006). "Comparing hierarchical bayesian models for small area estimation", in: *Metodi statistici per l'integrazione di basi di dati da fonti diverse*, Franco Angeli, 17–36.
- [27]. Trevisani M, and Torelli, N. (2007). "Hierarchical Bayesian models for small area estimation with count data", *Working Paper*. Dipartimento di Scienze Economiche e Statistiche, Università degli Studi di Trieste, Trieste, Italy.
- [28]. You Y. and Rao J.N.K. (2002). "Small area estimation using unmatched sampling and linking models," *Canadian Journal of Statistics*, **30**, 3–15
- [29]. Yu, H., Meng, Y.Y., A, Carolyn., Luck, M., Jhawar, M., and Wallace, S.P. (2007). "Small-Area Estimation of Health Insurance Coverage for California Legislative Districts," *American Journal of Public Health*, **97**, 731-737.

Lampiran 1. Hasil prediksi kematian bayi level kecamatan di Kota Bandung Provinsi Jawa Barat

No.	Kecamatan	LH	BM	Model HB		Model Poisson	
				Penaksir	GB	Penaksir	GB
1	SUKASARI	1408	4	1.9388	1.4197	4.3392	1.3895
2	SUKAJADI	1864	4	4.7689	2.1723	4.1118	1.3867
3	CICENDO	1896	9	4.5843	2.1427	4.0014	2.6359
4	ANDIR	1032	1	1.6569	1.3010	3.5535	0.5493
5	CIDADAP	802	12	9.7889	3.1218	4.0255	3.3736
6	COBLONG	1703	1	1.5420	1.2322	4.0199	0.64
7	BANDUNG WETAN	528	0	1.2380	1.1068	3.7706	0.3272
8	SUMUR BANDUNG	215	2	4.0251	2.0003	3.6829	0.8468
9	CIBEUING KALER	926	4	1.9034	1.3807	4.2653	1.3883
10	CIBEUING KIDUL	1767	2	2.5268	1.5957	4.1203	0.9013
11	KIARACONDONG	1938	3	2.2547	1.4901	3.3433	1.1043
12	BATUNUNGAL	1713	7	2.7753	1.6519	3.1314	2.3769
13	LENGKONG	1132	5	1.6690	1.2961	3.8877	1.6439
14	REGOL	1084	4	3.5124	1.8606	3.4199	1.3992
15	ASTANAANYAR	928	4	1.0198	1.0286	3.5528	1.3936
16	BOJONGLOA KALER	1787	6	2.7616	1.6415	2.9952	2.1002
17	BOJONGLOA KIDUL	1223	0	1.2274	1.1103	3.6911	0.3059
18	BABAKAN CIPARAY	1244	9	10.0561	3.1633	3.8745	2.6773
19	BANDUNG KULON	2127	8	6.3875	2.5341	3.5438	2.5227
20	ANTAPANI	892	10	6.4345	2.5515	4.5407	2.7154
21	MANDALAJATI*	942	6	4.3431	2.0523	3.7245	1.9259
22	ARCAMANIK	925	0	1.0145	0.9995	4.7072	0.5491
23	UJUNGBERUNG	1106	0	1.5661	1.2540	3.8379	0.3449
24	CINAMBO*	387	0	0.9945	0.9986	3.3133	0.198
25	CIBIRU	1032	6	8.8408	2.9979	4.6155	1.8294
26	PANYILEUKAN*	352	1	1.0001	0.9950	3.3687	0.5114
27	GEDEBAGE*	412	0	4.1641	2.0021	4.1226	0.4165
28	RANCASARI	747	0	1.6970	1.2857	3.7475	0.3211
29	BUAHBATU	1669	6	3.1736	1.7766	4.2521	1.8585
30	BANDUNG KIDUL	793	1	4.1821	2.0498	3.44	0.5262

Lampiran 2. Hasil pendugaan angka kematian bayi level kecamatan di Kota Bandung

No.	Kecamatan	LH	BM	PL	HB	Poisson
1	SUKASARI	1408	4	2.84	1.38	3.08
2	SUKAJADI	1864	4	2.15	2.56	2.21
3	CICENDO	1896	9	4.75	2.42	2.11
4	ANDIR	1032	1	0.97	1.61	3.44
5	CIDADAP	802	12	14.96	12.21	5.02
6	COBLONG	1703	1	0.59	0.91	2.36
7	BANDUNG WETAN	528	0	0.00	2.34	7.14
8	SUMUR BANDUNG	215	2	9.30	18.72	17.13
9	CIBEUING KALER	926	4	4.32	2.06	4.61
10	CIBEUING KIDUL	1767	2	1.13	1.43	2.33
11	KIARACONDONG	1938	3	1.55	1.16	1.73
12	BATUNUNGAL	1713	7	4.09	1.62	1.83
13	LENGKONG	1132	5	4.42	1.47	3.43
14	REGOL	1084	4	3.69	3.24	3.15
15	ASTANAANYAR	928	4	4.31	1.10	3.83
16	BOJONGLOA KALER	1787	6	3.36	1.55	1.68
17	BOJONGLOA KIDUL	1223	0	0.00	1.00	3.02
18	BABAKAN CIPARAY	1244	9	7.23	8.08	3.11
19	BANDUNG KULON	2127	8	3.76	3.00	1.67
20	ANTAPANI	892	10	11.21	7.21	5.09
21	MANDALAJATI*	942	6	6.37	4.61	3.95
22	ARCAMANIK	925	0	0.00	1.10	5.09
23	UJUNGBERUNG	1106	0	0.00	1.42	3.47
24	CINAMBO*	387	0	0.00	2.57	8.56
25	CIBIRU	1032	6	5.81	8.57	4.47
26	PANYILEUKAN*	352	1	2.84	2.84	9.57
27	GEDEBAGE*	412	0	0.00	10.11	10.01
28	RANCASARI	747	0	0.00	2.27	5.02
29	BUAHBATU	1669	6	3.59	1.90	2.55
30	BANDUNG KIDUL	793	1	1.26	5.27	4.34
AKB Kota Bandung				3.48	3.86	4.50

Keterangan: PL =Penduga Langsung, HB = Model Bayes berhirarki.