TUGAS AKHIR – KS184822

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGKA KEMATIAN BAYI DAN ANGKA KEMATIAN ANAK DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2017 MENGGUNAKAN BIVARIAT GAMMA REGRESSION

ARRAFI DWIARGATRA
NRP 062115 4000 0124

Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi M.Sc

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA,KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2019

TUGAS AKHIR – KS184822

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGKA KEMATIAN BAYI DAN ANGKA KEMATIAN ANAK DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2017 MENGGUNAKAN BIVARIAT GAMMA REGRESSION

ARRAFI DWIARGATRA
NRP 062115 4000 0124

Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi M.Sc

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2019

FINAL PROJECT – KS184822

MODELING OF FACTORS THAT INFLUENCE INFANT MORTALITY AND CHILD MORTALITY IN EAST JAVA PROVINCE IN 2017 WITH BIVARIATE GAMMA REGRESSION

ARRAFI DWIARGATRA
SN 062115 4000 0124

Supervisor
Dr. Purhadi M.Sc

UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING, AND DATA SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2019

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN FAKTOR- FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGKA KEMATIAN BAYI DAN ANGKA KEMATIAN ANAK DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2017 MENGGUNAKAN BIVARIAT REGRESI GAMMA

TUGAS AKHIR
Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
Arrafi Dwiargatra
NRP. 062115 4000 0124

Disetujui oleh Pembimbing:
Dr. Purhadi M.Sc
NIP. 19620204 198701 1 001

( )

KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI, DAN PENDIDIKAN TINGGI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
DEPARTEMEN STATISTIKA

Mengetahui,
Kepala Departemen Statistika

Dr. Suhartono
NIP. 19710929199512 1 001

SURABAYA, JULI 2019

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

PEMODELAN FAKTOR- FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGKA KEMATIAN BAYI DAN ANGKA KEMATIAN ANAK DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2017 MENGGUNAKAN BIVARIAT REGRESI GAMMA

Nama Mahasiswa	**:**	**Arrafi Dwiargatra**
NRP	**:**	**062115 4000 0124**
Departemen	**:**	**Statistika**
Dosen Pembimbing	**:**	**Dr. Purhadi M.Sc**

Abstrak

Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu daerah di Indonesia memiliki Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak yang tinggi. Dikhawatirkan Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Jawa Timur dapat meningkat melewati target yang ditentukan SDG's. Dari permasalahan tersebut dapat diselesaikan dengan menggunakan metode Bivariat Gamma Regresion untuk mengetahui variabel prediktor yang mempengaruhi Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak. Data yang digunakan berasal dari Dinas Kesehatan Jawa Timur berupa publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2017.Variabel prediktor yang mempengaruhi Angka Kematian Bayi yaitu variabel persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, persentase bayi lahir berat badan rendah, dan persentase penduduk miskin. Untuk variabel prediktor yang mempengaruhi Angka Kematian Anak yaitu variabel persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, persentase komplikasi kebidanan yang ditangani, persentase bayi lahir berat badan rendah, persentase penduduk miskin, dan persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun

Kata Kunci: Angka Kematian Bayi, Angka Kematian Anak, Bivariat Gamma Regression, Jawa Timur

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

MODELING OF FACTORS THAT INFLUENCE INFANT MORTALITY AND CHILD MORTALITY IN EAST JAVA PROVINCE IN 2017 WITH BIVARIATE GAMMA REGRESSION

Name	**:**	**Arrafi Dwiargatra**
Student Number	**:**	**062115 4000 0124**
Department	**:**	**Statistics**
Supervisor	**:**	**Dr. Purhadi M.Sc**

Abstract

East Java Province is one of the regions in Indonesia that has a high Infant Mortality Rate and Child Mortality Rate. It is feared that the infant mortality rates and child mortality rates in East Java can increase beyond the target set by SDG's. From these problems can be solved by using the Bivariate Gamma Regression method to determine the predictor variables that affect the Infant Mortality Rate and Child Mortality Rate. The data used came from the East Java Pubic Health Office in the form of the publication of the Public Health Profile of East Java Province in 2017. Predictor variables that affect the Infant Mortality Rate are the percentage variable labor by health workers, percentage of low birth weight babies, and percentage of proverty society. Predictor variables that affect the Child Mortality Rate, are percentage of births by health workers, percentage of obstetric complications handled, percentage of low birth weight babies, the percentage of proverty society, and percentage of married women under 17 years of age

Keywords: Infant Mortality Rate, Child Mortality Rate, Bivariate Gamma Regression, East Java

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas rahmat dan hidayah yang diberikan Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul "*Pemodelan Faktor-faktor yang mempengaruhi Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di provinsi Jawa Timur tahun 2017 menggunakan Bivariat Gamma Regression*" dengan lancar.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua, atas segala do'a, nasehat, kasih sayang, dan dukungan yang diberikan kepada penulis demi kesuksesan dan kebahagiaan penulis.
2. Dr. Suhartono selaku Ketua Departemen Statistika dan Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si.. selaku Ketua Program Studi Sarjana yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
3. Dr. Dra Kartika, M.Si, dan Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si. selaku dosen-dosen yang menjadi dosen wali selama masa studi yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika.
4. Dr. Purhadi M.Sc. selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu dan dengan sangat sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir.
5. Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si. dan Dr. Bambang Widjanarko Otok S.Si., M.Si selaku dosen penguji yang selalu sabar dalam mengomentari serta memberikan masukan dan saran dalam penyelesaian Tugas Akhir.
6. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan yang tak ternilai harganya, serta segenap karyawaan Departemen Statistika ITS.

7. Teman-teman Statistika ITS ∑26 angkatan 2015, yang selalu memberikan dukungan kepada penulis selama ini.
8. Semua teman, relasi dan berbagai pihak yang tidak bisa penulis sebutkan namanya satu persatu yang telah membantu dalam penulisan laporan ini.

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Juni 2019

Penulis

DAFTAR ISI

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

DAFTAR LAMPIRAN

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Angka kematian bayi dan anak merupakan salah satu indikator yang paling menonjol untuk menilai derajat kesehatan masyarakat. Namun sampai saat ini angka kematian bayi dan angka kematian anak yang ada di Indonesia masih cukup tinggi. Sehingga masalah kesehatan bayi dan anak masih menjadi masalah yang perlu diperhatikan di Indonesia. Oleh karena itu angka kematian bayi dan anak menjadi salah satu target yang telah ditentukan dalam tujuan pembangunan *Sustanaible Development Goals* (SDGs) yaitu menurunkan angka kematian anak pada tahun 2030 menjadi 23 per 1000 kelahiran hidup. Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi yang menyumbangkan angka kematian bayi dan kematian anak yang besar untuk Indonesia. Pada tahun 2017 angka kematian bayi di Jawa Timur pada tahun 2017 sebesar 15,71 per 1.000 kelahiran hidup.

Hal ini menunjukkan bahwa sampai tahun 2017 Jawa Timur sudah mampu mencapai target SDG's untuk angka kematian bayi. Sedangkan untuk angka kematian anak di Jawa Timur sebesar 2,55 per 1000 kelahiran hidup. Meskipun sudah dibawah dari target MDG's namun masih terdapat di beberapa provinsi jawa timur angka kematian anak di Jawa Timur masih cukup tinggi dibandingkan dengan provinsi yang lain. Pada tahun 2017 masih ada 24,5 angka kematian bayi di kotaProbolinggo, dimana kota Probolinggo memilki banyak rumah sakit yang sudah sangat memadahi. Dikhawatirkan angka kematian bayi dan anak di Jawa Timur dapat meningkat melewati target yang ditentukan SDG's. Jumlah kematian bayi dan jumlah kematian anak merupakan dua hal yang saling berkaitan karena selama masa setelah melahirkan, gizi yang diperoleh bayi akan membantu melawan penyakit dan mengurangi reisko kematian sehingga kondisi bayi selama masa kelahiran akan berpengaruh pada anak yang akan tumbuh besar nantinya.

Oleh karena itu perlu dilakukan suatu penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kedua angka kematian tersebut secara bersamaan sebagai rekomendasi kepada pemerintah untuk menekan angka kematian bayi dan angka kematian anak di Jawa Timur. (Dinkes Provinsi Jawa Timur, 2017). Berdasarkan permasalahan tersebut metode yang tepat untuk digunakan adalah Analisis Regresi. Analisis Regresi merupakan salah satu metode statistic yang paling banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti kesehatan, pendidikan, social, dan lain-lain.

Analisis regresi digunakan untuk mengetahui pola hubungan antara variabel respon (Y) dan satu atau lebih variabel prediktor (X) (Drapper dan Smith, 1992). Pola hubungan yang terbentuk antara variabel respon dan variabel prediktor berupa persamaan secara matematis yang menggambarkanpengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon. Analisis regresi yang umum digunakan adalah regresi linier yangmensyaratkan beberapa asumsi klasik salah satunya *error* berdistribusi normal. Namun, dalam kehidupan sehari-hari banyak ditemukan kasus dimana *error* tidak berdistribusi normal. Hal ini dikarenakan distribusi data dari variabel responnya bersifat asimetris. Regresi yang tidak memenuhi asumsi kenormalan tersebut disebabkan oleh adanya hubungan non linier antara variabel respon dengan satu atau lebih parameternya. (Smyth, 2002). Regresi nonlinier merupakan pengembangan dari regresi linier dimana model yang terbentuk mengandung satu atau lebih parameter dengan bentuk non linier.(Bates dan Watts, 1988) Beberapa bentuk dari regresi non linier antara lain regresi eksponensial, weibul, negatif binomial dan gamma. Sebuah regresi diberi nama berdasarkan distribusi dari variabel responnya. Regresi gamma, sesuai penamaannya, merupakan regresi dimana variabel responnya mengikuti pola distribusi gamma. Regresi Gamma Bivariat adalah metode yang digunakan untuk memodelkan dua variabel respon yang memiliki korelasi.

Untuk Variabel respon Angka Kmeatian Bayi dan Angka Kematian Anak pada saat pengujian distribusi mendekati distribusi Gamma, sehingga menggunakan metode Regresi Gamma .Pada penelitian ini akan diterapkan pendekatan Regresi Gamma Bivariat karena dari dua variabel respon tersebut memiliki hubungan yang signifikan sehingga dilakukan secara signifikan untuk memodelkan angka kematian bayi dan angka kematian anak di Provinsi Jawa Tengah tahun 2017, selain itu digunakan metode *Maximum Likelihood Estimator* untuk penaksiran parameter. Penelitian mengenai Angka Kematian Ibu dan Angka Kematian Bayi telah banyak dilakukan. James McCarthy dan Deborah Mainedalam jurnalnya "*A Framework for Analyzing The Determinants of Maternal Mortality*"membahas mengenai *framework* faktor - faktor yang mempengaruhi kematian ibu dan kematian bayi. *Framework* pada jurnal ini dibedakan menjadi 3 yaitu determinan konstektual, determinan antara dan determinan proksi. (McCarthy dan Maine, 1992).

Selain itu, penelitian lainnya yaitu mengenai pendugaan parameter dan pengujian hipotesis pada jumlah kematian bayi dan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 menggunakan *Bivariate Generalized Poisson Regression* dengan metode MLE dan optimasi *Newton Raphson* (Wardani, 2016). Pada tahun berikutnya penelitian ini dilanjutkan dengan menambahkan efek spasial yaitu *Geographically Weighted Bivariate Generalized Poisson Regression* dengan metode penaksiran dan metode optimasi yang sama (Setiawan, 2017). Pemodelan mengenai AKI dan AKB ini juga dilakukan dengan *Mixed Geographically Weighted Bivariate Weibull Regression* pada data AKI dan AKB di Provinsi Jawa Timur Tahun 2016 dengan metode MLE dan optimasi *Berndt-Hall-Hall-Hausman* (BHHH) (Hayati, 2018). Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi yang dapat dilakukan pemerintah sebagai upaya penurunan angka kematian bayi dan anak atau perencanaan program preventif kematian bayi dan kematian anak di provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor-faktor yang berpengaruh yang merupakan hasil dari penelitian ini.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan, rumusan masalah yang akan diselesaikan dalam penelitian ini adalah bagaimana karakteristik data dan faktor – faktor apa saja yang berpengaruh terhadap Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Provinsi Jawa Timur tahun 2017 dengan model Bivariate Gamma Regresiion.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah :

1. Mendapatkan model terbaik BGR terhadap AKB dan AKA di Provinsi Jawa Timur tahun 2017
2. Mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap AKB dan AKA di Provinsi Jawa Timur tahun 2017 menggunakan model BGR

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah :

1. Memberikan wawasan keilmuan yang berkaitan dengan penaksiran parameter dan pengujian hipotesis model BGR serta pengaplikasiannya dalam bidang kesehatan.
2. Memberikan model alternatif pada instansi terkait, dalam hal ini Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, sebagai bahan evaluasi dalam pengambilan keputusan maupun kebijakan daerah terkait AKB dan AKA.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari Publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2017 dimana Unit pengamatan sebanyak 38 Unit pengamatan yang terdiri atas 29 Kabupaten dan 9 Kota di Provinsi Jawa Tengah.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna(Walpole, 1993). Informasi mengenai gugus data sering disajikan melalui ukuran pemusatan data dan ukuran penyebaran data. Ukuran pemusatan data yang paling sering digunakan adalah rata-rata. Sedangkan ukuran penyebaran data yang paling sering digunakan adalah varians. Selain itu, nilai maksimum sebagai nilai tertinggi dari data dan nilai minimum sebagai nilai terendah dari data juga merupakan ukuran yang sering digunakan. Berikut merupakan rumus rata-rata dari data $x_1, x_2, ..., x_n$.

$$\overline{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i}{n}, \; i=1,2,...,n \qquad (2.1)$$

Adapun varians memiliki rumus sebagai berikut.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \overline{X})^2}{n-1}, \; i=1,2,...,n \qquad (2.2)$$

Dengan s^2 adalah varians dan *n* adalah banyaknya data.

2.2 Distribusi Gamma

Fungsi gamma pertama kali dikenalkan oleh Leonhard Euler (1707 – 1783) seorang matematikawan kebangsaan Swiss yang bertujuan untuk mengeneralisasi faktorial ke nilai non integer. Seiring dengan berkembangnya ilmu pengetahuan maka fungsi gamma mulai dikembangkan oleh ilmuwan lainnya, seperti Adrien-Marie Legendre (1752-1833), Carl Friedrich Gauss (1777

– 1855), Christoph Gudermann (1798 – 1833), Joseph Liouville (1809 – 1982) dan lain-lain.

Fungsi gamma memiliki parameter α dan dinotasikan sebagai berikut:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty e^{-y} y^{\alpha-1} dy \quad \text{dengan } \alpha > 0 \tag{2.3}$$

Sebagai fungsi yang bersifat kontinyu dan memiliki parameter yang positif, fungsi gamma memiliki karakteristik sebagai berikut (Random service,2018) :

1. $\Gamma(\alpha) = (\alpha - 1)\Gamma(\alpha - 1) \quad , \alpha > 0$
2. $\Gamma(\alpha) = (\alpha - 1)! \ \ , \alpha > 1$
3. $\Gamma(\frac{1}{2}) = \sqrt{\pi}$

Distribusi gamma merupakan model probabilitas yang banyak diaplikasikan untuk waktu tunggu misalnya dalam pengamatan yang berhubungan dengan lamanya waktu menyelesaikan pekerjaan, klaim asuransi, bidang meteorologi untuk memodelkan curah hujan, bidang komunikasi, maupun bidang kesehatan dan lain-lain yang berhubungan dengan teori antrian dan teori keandalan atau reliabiliti.

2.2.1 Distribusi Gamma *Univariate*

Distribusi gamma merupakan keluarga dari distribusi probabilitas kontinyu. Distribusi gamma berasal dari fungsi gamma yang memiliki fungsi kepadatan peluang sama dengan satu. Distribusi gamma menghasilkan kurva yang memiliki *skewness* atau *unbalance*. Terbentuknya distribusi Gamma berawal dari distribusi dengan tiga parameter yaitu α, θ, λ. Parameter α

disebut sebagai parameter bentuk (*shape*) karena mempengaruhi puncak keruncingan (*peaked-ness*) dari kurva distribusi gamma, sedangkan parameter θ disebut sebagai parameter skala karena berpengaruh terhadap sebaran distribusi. Parameter λ disebut sebagai parameter lokasi yang secara grafis hanya menggeser kurva distribusi gamma ke kanan atau ke kiri sejauh λ tanpa mengubah bentuk dan sebaran distribusinya. Fungsi kepadatan peluang dari distribusi gamma tiga parameter adalah sebagai berikut (Ewemoje dan Ewemooje, 2011) :

$$f(y|\alpha,\theta,\lambda)=\begin{cases}\dfrac{1}{\theta^{\alpha}\Gamma(\alpha)}(y-\lambda)^{\alpha-1}e^{-(y-\lambda)/\theta} & ,\ \alpha>0,\ \theta>0,\ \lambda<\text{y}<\infty \\ 0 & ,\ \text{untuk y yang lainnya}\end{cases} \tag{2.4}$$

Distribusi y tersebut biasanya dinotasikan dengan $y \sim Gamma(\alpha,\theta,\lambda)$ dengan nilai harapan (koefisien rata-rata), varian dan *skewness* sebagai berikut :

$$\mu_y=\lambda+\alpha\theta \quad ; \quad \sigma_y{}^2=\alpha\theta^2 \quad ; \quad \text{g}_y=\frac{2}{\sqrt{\alpha}} \tag{2.5}$$

Distribusi gamma yang paling banyak dikenal adalah distribusi gamma dengan dua parameter yaitu α dan θ. Distribusi ini terbentuk ketika parameter lokasi λ bernilai nol. Fungsi kepadatan peluang dari distribusi gamma dengan dua parameter yaitu α dan θ dimana $y \sim Gamma(\alpha,\theta)$ adalah sebagai berikut (Hogg, McKean, dan Craig, 2013):

$$f(y|\alpha,\theta)=\begin{cases}\dfrac{1}{\theta^{\alpha}\Gamma(\alpha)}y^{\alpha-1}e^{-y/\theta} & ,\ \text{y}>0,\ \alpha>0,\ \theta>0 \\ 0 & ,\ \text{untuk y yang lainnya}\end{cases} \tag{2.6}$$

dengan $\Gamma(\alpha)$ merupakan fungsi gamma yang bernilai positif. Nilai harapan dan varian dari distribusi gamma dengan dua parameter (α, θ) adalah sebagai berikut :

$$\mu = \alpha\theta \text{ dan } \sigma^2 = \alpha\theta^2 \tag{2.7}$$

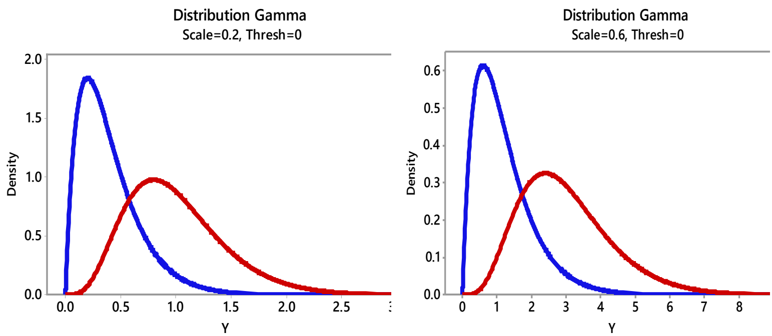
Bentuk lain dari fungsi kepadatan peluang distribusi gamma dengan dua parameter yaitu α dan γ dimana $y \sim Gamma(\alpha, \gamma)$ adalah sebagai berikut (Nadarajah dan Gupta, 2006):

$$f(y \mid \alpha, \gamma) = \begin{cases} \dfrac{\gamma^{\alpha} y^{\alpha-1} e^{-\gamma y}}{\Gamma(\alpha)} & \text{, y>0, } \alpha\text{>0, } \gamma\text{>0} \\ 0 & \text{, untuk y yang lainnya} \end{cases} \tag{2.8}$$

dengan nilai harapan dan variannya adalah sebagai berikut:

$$\mu = \frac{\alpha}{\gamma} \text{ dan } \sigma^2 = \frac{\alpha}{\gamma^2} \tag{2.9}$$

Visualisasi nilai densitas distribusi gamma dua parameter apabila parameter *shape* dan *scale* ditentukan dapat diketahui pada Gambar 2.1.



(Output Software Minitab, 2018)

Gambar 2. 1 Kurva Distribusi Gamma α =2,5 dan θ =0.2 ; 0.6

2.2.2 Distribusi *Bivariate* Gamma

Distribusi *Bivariate* Gamma memiliki dua variabel random yang saling berkorelasi. Salah satu bentuk pdf distribusi *bivariate* gamma dapat diperoleh dengan transformasi berdasarkan karakteristik dari distribusi gamma dan distribusi beta. (Nadarajah dan Gupta, 2006)

Diasumsikan variabel acak W berdistribusi beta dengan parameter τ dan γ Variabel acak U berdistribusi gamma dengan parameter c dan $1/\mu_1$ dan variabel acak V berdistribusi gamma dengan parameter c dan $1/\mu_2$ dimana $c = \tau + \gamma$. Berdasarkan lemma 1 dari Yeo dan Mille (1991) yaitu jika didefinisikan: $Y_1 = UW$ dan $Y_2 = VW$ maka Y_1 dan Y_2 akan berdistribusi bivariate gamma dengan bentuk pdf sebagai berikut:

$$f(y_1, y_2) = \begin{cases} C(y_1.y_2)^{\tau-1}\left(\dfrac{y_1}{\mu_1} + \dfrac{y_2}{\mu_2}\right)^{\alpha-2\tau} \Gamma\left(2\tau - \alpha, \dfrac{y_1}{\mu_1} + \dfrac{y_2}{\mu_2}\right) \\ 0 \quad \text{, untuk } y_1, y_2 \text{ yang lainnya} \end{cases} \tag{2.10}$$

dimana $C = \left((\mu_1\mu_2)^{\tau}\,\Gamma(\tau)\Gamma(\alpha)\right)^{-1}$ dan $y_1 > 0, y_2 > 0, \alpha > 0, \tau > 0$

2.3 Uji Distribusi Gamma

Sebelum melakukan pemodelan dengan BGR, perlu diuji apakah variabel respon Y_1 dan Y_2 menyebar sesuai distribusi gamma atau tidak. Pengujian untuk mengetahui sebaran data variabel respon ini dilakukan dengan uji *Anderson Darling* (AD). Uji ini merupakan modifikasi dari uji *Kolmogorov-Smirnov* (KS) yang digunakan untuk menguji apakah sampel berasal dari populasi dengan distribusi tertentu. Nilai kritis dalam uji KS tidak tergantung pada distribusi tertentu yang sedang diuji, sedangkan

AD memanfaatkan distribusi tertentu dalam menghitung titik kritis. (Putri, Purhadi, dan Prastyo, 2017)

$\mathrm{H}_0 : F_{y_i} = F^0_{y_i}$ (Distribusi data sesuai dengan distribusi tertentu)
$\mathrm{H}_1 : F_{y_i} \neq F^0_{y_i}$ (Distribusi data tidak sesuai dengan distribusi tertentu)

dengan statistik uji :

$$A^2 = -n - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(2i-1)(\ln F^0_{y_i} + \ln(1 - F^0_{(y_{n+1-i})}) \qquad (2.11)$$

$F^0_{y_i}$ merupakan fungsi distribusi komulatif. Keputusan tolak H_0 jika $A^2_{hitung} > A^2_{\alpha}$.

2.4 Regresi Gamma *Univariate*

Regresi gamma *univariate* merupakan salah satu bentuk regresi yang dapat menggambarkan hubungan antara satu variabel respon (Y) dengan variabel prediktor (X) dimana distribusi dari variabel respon harus mengikuti distribusi gamma.

2.4.1 Model Regresi Gamma *Univariate*

Model regresi gamma *univariate* adalah sebagai berikut:

$$\mu_i = E(Y_i) = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \cdots + \beta_k x_{ik}) \qquad (2.12)$$

dengan

$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix}1 & x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ik}\end{bmatrix}^T_{1x(1+k)}$; $\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix}\beta_0 & \beta_1 & \cdots & \beta_k\end{bmatrix}^T_{1x(1+k)}$

Berdasarkan persamaan (2.7) maka diperoleh:

$\mu_i = \dfrac{\alpha}{\gamma_i} = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$ sehingga:

$$\gamma_i = \frac{\alpha}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})} \tag{2.13}$$

Dengan melakukan substitusi persamaan (2.11) ke persamaan (2.6) maka diperoleh fungsi kepadatan peluang dari model regresi gamma *univariate* adalah sebagai berikut:

$$f(y_i \mid \alpha,\gamma) = \begin{cases} \dfrac{\left(\dfrac{\alpha}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})}\right)^{\alpha} y_i^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{\alpha}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})}\right)y_i}}{\Gamma(\alpha)} & ,\ y_i>0,\ \alpha>0,\ \gamma>0 \\ 0 & ,\ \text{untuk y yang lainnya} \end{cases} \tag{2.14}$$

2.4.2 Penaksiran Parameter Regresi Gamma *Univariate*

Penaksiran parameter dilakukan dengan metode *maximum likelihood estimator* (MLE). Metode MLE bertujuan untuk memaksimumkan nilai fungsi *lnlikelihood* (Casella dan Berge, 2002). Berdasarkan fungsi kepadatan peluang bersama dari Y pada persamaan (2.11) maka diperoleh fungsi *lnlikelihood* sebagai berikut:

$$\ln L(\alpha,\beta,i=1,2,\cdots,n) = \ln\left(\prod_{i=1}^{n}\left(\frac{\left(\dfrac{\alpha}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})}\right)^{\alpha}}{\Gamma(\alpha)} y_i^{\alpha-1}\exp\left(-\frac{y_i\alpha}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})}\right)\right)\right) \tag{2.15}$$

$$= -n\ln\Gamma(\alpha) - \alpha\sum_{i=1}^{n}(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}) + \alpha(n\ln\alpha) + (\alpha-1)\ln\sum_{i=1}^{n}y_i - \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i\alpha}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})}\right) \tag{2.16}$$

Penaksir parameter pada regresi gamma *univariate* yaitu $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ diperoleh dengan memaksimumkan fungsi $L(\alpha,\beta)$

.Maksimum dari fungsi $L(\alpha,\beta)$ dapat diperoleh dengan cara mencari turunan pertama fungsi *lnlikelihood* pada persamaan (2.16) untuk parameter α dan $\boldsymbol{\beta}$ kemudian disamadenganKan nol. Turunan parsial fungsi $\ln L(\alpha,\beta)$ terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}$:

$$\frac{\partial \ln L(\alpha,\beta)}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -\alpha\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x}_i^T + \alpha\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x}_i^T y_i\left(\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})\right)^{-1} \tag{2.17}$$

Turunan parsial fungsi $\ln L(\alpha,\beta)$ terhadap parameter α :

$$\begin{aligned}\frac{\partial l\,\mathrm{n}\,L(\alpha,\beta)}{\partial \alpha} &= -n\psi(\alpha) - \sum_{i=1}^{n}(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}) + n(\ln\alpha + 1)\\ &+\sum_{i=1}^{n} y_i - \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})}\right)\end{aligned} \tag{2.18}$$

Persamaan (2.14) dan (2.15) menghasilkan penyelesaian yang tidak *close form*, sehingga untuk penyelesaiannya digunakan pendekatan numerik yaitu dengan algoritma BHHH.Algoritma metode optimasi BHHH (*Berndt-Hall-Hall-Hausman)* adalah sebagai berikut: (Cameron dan Trivedi, 2005)

Step 1. Menentukan nilai awal $\boldsymbol{\gamma}_0$ dan m=0 dengan nilai $\varepsilon > 0$ untuk batas toleransi konvergensi. $\boldsymbol{\gamma}_0 = \begin{bmatrix}\hat{\alpha}_{(0)} & \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}^T\end{bmatrix}^T$ dimana $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}^T$ diperoleh daritaksiran gamma *univariate*. $\hat{\alpha}_{(0)}$ merupakan sembarang nilai positif.

Step 2. Menghitung vektor gradien

$$\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m) = \begin{bmatrix}\dfrac{\partial \ln L(\bullet)}{\partial \alpha} & \dfrac{\partial \ln L(\bullet)}{\partial \boldsymbol{\beta}}\end{bmatrix}^T$$

Step 3. Mencari turunan pertama fungsi *ln densitas* terhadap parameter.

$$\mathbf{k}_i(\hat{\gamma}_m) = \left[\frac{\partial \ln f(y_i)}{\partial \alpha} \quad \frac{\partial \ln f(y_i)}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} \right]^T$$

Step 4. Membuat matrik Hessian dimana:

$$\mathbf{H}(\hat{\gamma}_m) = -\sum_{i=1}^{n} \mathbf{k}_i(\hat{\gamma}_m).\mathbf{k}_i(\hat{\gamma}_m)^T$$

Step 5. Mensubtitusikan nilai $\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m$ pada elemen $\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m)$ dan matrik Hessian $\mathbf{H}(\hat{\gamma}_m)$

Step 6. Lakukan iterasi mulai m=0 dengan persamaan berikut:

$\hat{\boldsymbol{\gamma}}_{m+1} = \hat{\boldsymbol{\gamma}}_m - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m) g(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m)$ iterasi berhenti jika $\left\| \hat{\boldsymbol{\gamma}}_{m+1} - \hat{\boldsymbol{\gamma}}_m \right\| \le \varepsilon$ dimana ε adalah bilangan positif yang sangat kecil mendekati nilai 0,001

Step 7. Mengulangi step (2) dan seterusnya dengan m=m+1.

2.4.3 Pengujian Parameter Regresi Gamma *Univariate*

Pengujian serentak parameter model regresi gamma *univariate* dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio* Test (MLRT) dengan hipotesis sebagai berikut:

$\mathrm{H}_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_l \neq 0$; $l = 1, 2, \cdots, k$

Himpunan parameter dibawah populasi adalah: $\Omega = \left\{ \beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_k, \alpha \right\} = \left\{ \boldsymbol{\beta}, \alpha \right\}$

Himpinan parameter dibawah $H_0(\omega)$ adalah : $\omega = \left\{ \beta_0, \alpha \right\}$

$L(\hat{\Omega})$ adalah nilai maksimum *likelihood* untuk model lengkap dimana melibatkan variabel prediktor (dibawah populasi) sedangkan $L(\hat{\omega})$ adalah nilai maksimum *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor (dibawah H_0). Nilai penaksir parameter dibawah populasi untuk $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ dan $\hat{\alpha}$ diperoleh berdasarkan penaksiran parameter di subbab 2.4.2. Sedangkan nilai penaksir parameter $\hat{\beta}_0$ dan $\hat{\alpha}$ dibawah $H_0(\omega_{GW})$ diperoleh dari penaksiran parameter fungsi *likelihood* dibawah $H_0(\omega_{GW})$.

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$G^2 = -2\ln\Lambda = -2\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right) = -2\ln(L(\hat{\omega}) - L(\hat{\Omega})) \qquad (2.19)$$

dimana

$$\ln L(\hat{\Omega}) = -n\ln\Gamma(\hat{\alpha}_\omega) - \hat{\alpha}\sum_{i=1}^{n}(\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}) + \hat{\alpha}(n\ln\hat{\alpha}) + (\hat{\alpha}-1)\ln\sum_{i=1}^{n}y_i - \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i\hat{\alpha}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}})}\right)$$

$$\ln L(\hat{\omega}) = -n\ln\Gamma(\hat{\alpha}_\omega) - \hat{\alpha}_\omega n\hat{\beta}_{0\omega} + \hat{\alpha}_\omega(n\ln\hat{\alpha}_\omega)$$
$$+(\hat{\alpha}_\omega - 1)\ln\sum_{i=1}^{n}y_i - \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i\hat{\alpha}_\omega}{\exp(\hat{\beta}_{0\omega})}\right)$$

Apabila $n\to\infty$ maka *likelihood* ratio G^2 asymtotik berdistribusi χ^2 (Cameron dan Trivedi, 2005), sehingga tolak H_0 jika $G^2_{hitung} > \chi^2_{\alpha,k}$.

Apabila keputusan pengujian secara serentak adalah tolak H_0, maka pengujian dilanjutkan dengan uji parsial yang bertujuan untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh terhadap model. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0 : \beta_l = 0$$

$$H_1 : \beta_l \neq 0 \quad ; l = 1,2,\cdots,k$$

Statistik uji yang digunakan :

$$Z = \frac{\hat{\beta}_l}{se(\hat{\beta}_l)} \text{ dimana } se(\hat{\beta}_l) = \sqrt{\widehat{var}(\hat{\beta}_l)}$$

$\widehat{var}(\hat{\beta}_l)$ merupakan elemen diagonal ke $l+1$ dari $-\mathbf{H}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\gamma}})$. Berdasarkan konsep CLT maka apabila taksiran $\hat{\beta}_l$ memiliki nilai $E(\hat{\beta}_l) = \beta_l$ dan $\widehat{var}(\hat{\beta}_l)$ maka Z akan berdistribusi normal asymtotik untuk $n \to \infty$ (Gupta,2008). Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$.

2.5 *Bivariate* Gamma Regression

Bivariate Gamma Regression (BGR) merupakan salah satu bentuk regresi yang dapat menggambarkan hubungan antara dua variabel respon (Y_1 dan Y_2) yang masing-masing berdistribusi gamma dengan sekumpulan variabel prediktor (X). Purhadi dkk pada tahun 2018 dalam jurnalnya yang berjudul "*Parameter Estimation and Hypothesis Testing on Bivariate Gamma Regression*"membahas mengenai penaksiran parameter dan pengujian hipotesis pada BGR pada kasus Pencemaran Air Sungai di Surabaya Tahun 2016. Untuk penaksiran parameter digunakan *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) dengan optimasi Newton Raphson, sedangkan untuk pengujian hipotesisnya menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). (Purhadi, Budiani, dan Purnami, 2018)

2.5.1 Model *Bivariate* Gamma Regression

Model BGR adalah sebagai berikut :

$$\mu_{1i} = E(Y_1) = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1)$$
$$\mu_{2i} = E(Y_2) = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2) \qquad (2.20)$$

$$\boldsymbol{\beta}_j = \begin{bmatrix} \beta_{10} & \beta_{11} & \cdots & \beta_{jk} \end{bmatrix}_{1x(1+k)}^T \; ; \; \mathbf{x}_i^T = \begin{bmatrix} 1 & x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ik} \end{bmatrix}_{1x(1+k)} \qquad (2.21)$$
$$j = 1, 2$$

Berdasarkan persamaan (2.8) dan (2.18) maka bentuk pdf model regresi gamma bivariate adalah sebagai berikut:

$(Y_{1i}, Y_{2i}) \sim \text{Bivarate Gamma}(\alpha, \tau, \beta_1, \beta_2)$

$$f(y_{1i}, y_{2i}) = \begin{cases} C_i (y_{1i}.y_{2i})^{\tau-1} \left(\dfrac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1)} + \dfrac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2)} \right)^{\alpha - 2\tau} A_i \\ 0 \qquad , \text{untuk } \mathrm{y}_{1i}, \mathrm{y}_{2i} \text{ yang lainnya} \end{cases} \qquad (2.22)$$

dimana $\mathrm{y}_{1i} > 0, \mathrm{y}_{2i} > 0, \alpha > 0, \tau > 0; \; i = 1, 2, \cdots, n$

$$C_i = \left(\left(\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1) \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2) \right)^{\tau} \Gamma(\tau) \Gamma(\alpha) \right)^{-1}$$

$$A_i = \Gamma\left(2\tau - \alpha, \frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1)} + \frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2)} \right)$$

2.5.2 Penaksiran Parameter *Bivariate Gamma Regression*

Penaksiran parameter *Bivariate Gamma Regression* dilakukan dengan metode *Maximum Llikelihood Estimator* (MLE). Metode MLE bertujuan untuk memaksimumkan nilai fungsi *lnlikelihood* (Casella dan Berge, 2002). Berdasarkan fungsi kepadatan peluang bersama pada persamaan (2.20) maka dapat diperoleh fungsi *lnlikelihoodnya* yaitu (Purhadi, Budiani, dan Purnami, 2018):

$$\ln L(\alpha, \tau, \boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, i = 1, 2, \cdots, n)$$
$$= \sum_{i=1}^{n} \ln \left(C_i (y_{1i}.y_{2i})^{\tau-1} \left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1)} + \frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2)} \right)^{\alpha - 2\tau} A_i \right) \qquad (2.23)$$

Penaksiran parameter pada regresi gamma diperoleh dengan memaksimumkan fungsi $L(\alpha,\tau,\beta_1,\beta_2)$ yaitu dengan cara mencari turunan pertama persamaan (untuk parameter $\alpha,\tau,\beta_1,\beta_2$ di sama dengankan nol.

Turunan pertama terhadap parameter α :

$$\frac{\partial l\,\mathrm{n}\,L(\alpha,\tau,\beta_1,\beta_2)}{\partial\alpha} = -n\psi(\alpha) + \sum_{i=1}^{n}\ln\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)} + \frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right) + \frac{\partial\left(\sum_{i=1}^{n}\ln A_i\right)}{\partial\alpha}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial\left(\sum_{i=1}^{n}\ln A_i\right)}{\partial\alpha} = \sum_{i=1}^{n}\ln\Bigg(&-\Gamma\left(2\tau-\alpha,\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)} + \frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)\ln\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)} + \frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)\\
&-\left(\frac{1}{\Gamma\left(1-2\tau+\alpha\right)}\right)\Big(\big(-\psi(1-2\tau+\alpha) - \pi\cot(\pi\alpha-2\pi\tau) +\\
&\ln\left(y_{1i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1) + y_{2i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)\right)\big)\pi\csc(\pi\alpha-2\pi\tau) +\\
&\frac{1}{(\alpha-2\tau)^2}\left(y_{1i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1) + y_{2i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)\right)^{2\tau-\alpha} hypergeom\Big(\left[2\tau-\alpha\right],\\
&\left[1+2\tau-\alpha\right], -y_{1i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1) - y_{2i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)\Big)\Big)\Bigg)\end{aligned}$$

Turunan pertama terhadap parameter τ:

$$\begin{aligned}\frac{\partial l\,\mathrm{n}\,L(\alpha,\tau,\beta_1,\beta_2)}{\partial\tau} = &-\sum_{i=1}^{n}(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2) - n\psi(\tau) + \sum_{i=1}^{n}\ln y_{1i}y_{2i}\\
&-2\sum_{i=1}^{n}\ln\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)} + \frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right) + \frac{\partial\left(\sum_{i=1}^{n}\ln A_i\right)}{\partial\tau}\end{aligned}$$

dimana :

$$\frac{\partial\left(\sum_{i=1}^{n}\ln A_i\right)}{\partial\tau}=\sum_{i=1}^{n}\ln\left(2\Gamma\left(2\tau-\alpha,\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)\ln\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)+\right.$$

$$2\left(\frac{1}{\Gamma(1-2\tau+\alpha)}\left(\left(-\psi(1-2\tau+\alpha)-\pi\cot(\pi\alpha-2\pi\tau)+\right.\right.\right.$$

$$\left.\ln\left(y_{1i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)+y_{2i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)\right)\right)\pi\csc(\pi\alpha-2\pi\tau)+$$

$$\frac{1}{(\alpha-2\tau)^2}\left(y_{1i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)+y_{2i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)\right)^{2\tau-\alpha}\mathit{hypergeom}\left(\left[2\tau-\alpha\right],\right.$$

$$\left.\left.\left.\left.\left[1+2\tau-\alpha\right],-y_{1i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)-y_{2i}\exp(-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)\right)\right)\right)\right)$$

Turunan pertama terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}_1$:

$$\frac{\partial\ln L(\alpha,\tau,\beta_1,\beta_2)}{\partial\boldsymbol{\beta}_1}=-\tau\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x}_i^T+(\alpha-2\tau)\left(\sum_{i=1}^{n}-\frac{y_{1i}\mathbf{x}_i^T}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)}\right)$$

$$+\sum_{i=1}^{n}\frac{\ln y_{1i}x_i^T\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)^{2\tau-\alpha-1}\exp\left(-\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}-\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}$$

Turunan pertama terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}_2$:

$$\frac{\partial\ln L(\alpha,\tau,\beta_1,\beta_2)}{\partial\boldsymbol{\beta}_2}=-\tau\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x}_i^T+(\alpha-2\tau)\left(\sum_{i=1}^{n}-\frac{y_{2i}\mathbf{x}_i^T}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)}\right)$$

$$+\sum_{i=1}^{n}\frac{\ln y_{2i}x_i^T\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)^{2\tau-\alpha-1}\exp\left(-\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1)}-\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}\right)}{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2)}$$

Berdasarkan hasil turunan pertama terhadap parameter $\alpha,\tau,\beta_1,\beta_2$ diatas, diperoleh penyelesaian yang tidak *close form*, sehingga dilakukan optimasi numerik dengan algoritma BHHH

(*Berndt-Hall-Hall-Hausman)* sebagai berikut: (Cameron dan Trivedi, 2005)

Step 1. Menentukan nilai awal $\boldsymbol{\gamma}_0$ dan m=0 dengan nilai $\varepsilon > 0$ untuk batas toleransi konvergensi. $\boldsymbol{\gamma}_0 = \left[\hat{\alpha}_{(0)} \quad \hat{\tau}_{(0)} \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}_{1(0)}^T \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}_{2(0)}^T\right]^T$ dimana $\boldsymbol{\beta}_{1(0)}^T$ dan $\boldsymbol{\beta}_{2(0)}^T$ diperoleh dari taksiran gamma *univariate*. Nilai $\hat{\alpha}_{(0)} > 0$, dan $\hat{\tau}_{(0)} > 0$ sesuai dengan pernyataan fungsi gamma *bivariate* pada persamaan (2.22)

Step 2. Menghitung vektor gradien

$$\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m) = \left[\frac{\partial L(\bullet)}{\partial \alpha} \quad \frac{\partial L(\bullet)}{\partial \tau} \quad \frac{\partial L(\bullet)}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} \quad \frac{\partial L(\bullet)}{\partial \boldsymbol{\beta}_2}\right]^T$$

Step 3. Mencari turunan pertama fungsi *ln densitas* terhadap parameter.

$$\mathbf{k}_i(\hat{\gamma}_m) = \left[\frac{\partial \ln f(y_{1i}, y_{2i})}{\partial \alpha} \quad \frac{\partial \ln f(y_{1i}, y_{2i})}{\partial \tau} \quad \frac{\partial \ln f(y_{1i}, y_{2i})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1^T} \quad \frac{f(y_{1i}, y_{2i})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2^T}\right]^T$$

Step 4. Membuat matrik Hessian dimana:

$$\mathbf{H}(\hat{\gamma}_m) = -\sum_{i=1}^{n} \mathbf{k}_i(\hat{\gamma}_m).\mathbf{k}_i(\hat{\gamma}_m)^T$$

Step 5. Mensubtitusikan nilai $\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m$ pada elemen $\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m)$ dan matrik Hessian $\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m)$

Step 6. Lakukan iterasi mulai m=0 dengan persamaan berikut:

$\hat{\boldsymbol{\gamma}}_{m+1} = \hat{\boldsymbol{\gamma}}_m - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m) g(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_m)$ iterasi berhenti jika $\left\| \hat{\boldsymbol{\gamma}}_{m+1} - \hat{\boldsymbol{\gamma}}_m \right\| \leq \varepsilon$ dimana ε adalah bilangan positif yang sangat kecil mendekati nilai 0,001

Step 7. Mengulangi step (2) dan seterusnya dengan m=m+1.

2.5.3 Pengujian Parameter *Bivariate Gamma Regression*

Pengujian serentak pada model regresi *gamma bivariate* dilakukan dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut: (Purhadi, Budiani, dan Purnami, 2018)

$$\mathrm{H}_0 : \beta_{11} = \beta_{12} = \cdots = \beta_{1k} = \beta_{21} = \beta_{22} = \cdots = \beta_{2k} = 0$$

$$\mathrm{H}_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_{jl} \neq 0 \quad ; \; l = 1, 2, \cdots, k \; ; \; j = 1, 2$$

dimana k adalah banyaknya variabel prediktor.

Himpunan parameter dibawah populasi (Ω) yaitu $\Omega = \{\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \alpha, \tau\}$ dan himpunan parameter dibawah H_0 yaitu $\omega = \{\alpha, \tau, \beta_{10}, \beta_{20}\}$ .Nilai penaksir parameter $\hat{\alpha}, \hat{\tau}, \hat{\boldsymbol{\beta}}_1, \hat{\boldsymbol{\beta}}_2$ pada regresi gamma *bivariate* dibawah populasi diperoleh berdasarkan penaksiran parameter pada subbab 2.5.2. Sedangkan nilai penaksir parameter $\hat{\alpha}, \hat{\tau}, \hat{\beta}_{10}, \hat{\beta}_{20}$ dibawah H_0 diperoleh dari penaksiran parameter fungsi *lnlikelihod* dibawah H_0 .

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$G^2 = -2 \ln \Lambda = -2 \ln(L(\hat{\omega}) - L(\hat{\Omega})) \qquad (2.24)$$

dimana :

$$\ln L(\hat{\Omega}) = -\hat{\tau}\sum_{i=1}^{n}\left((\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_1)+(\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_2)\right) - n\ln\Gamma(\hat{\tau}) - n\ln\Gamma(\hat{\alpha})$$
$$+(\hat{\tau}-1)\sum_{i=1}^{n}\ln(y_{1i}.y_{2i}) + (\hat{\alpha}-2\hat{\tau})\sum_{i=1}^{n}\ln\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_2)}\right)$$
$$+\sum_{i=1}^{n}\ln\Gamma\left(2\hat{\tau}-\hat{\alpha}, \frac{y_{1i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_1)}+\frac{y_{2i}}{\exp(\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_2)}\right)$$

$$\ln L(\hat{\omega}) = -n\hat{\tau}_\omega(\hat{\beta}_{10\omega}+\hat{\beta}_{20\omega}) - n\ln\Gamma(\hat{\tau}_\omega) - n\ln\Gamma(\hat{\alpha}_\omega) + (\hat{\tau}_\omega-1)\sum_{i=1}^{n}\ln(y_{1i}.y_{2i})$$
$$+(\hat{\alpha}_\omega-2\hat{\tau}_\omega)\sum_{i=1}^{n}\ln\left(\frac{y_{1i}}{\exp(\hat{\beta}_{10\omega})}+\frac{y_{2i}}{\exp(\hat{\beta}_{10\omega})}\right)+\sum_{i=1}^{n}\ln\Gamma\left(2\hat{\tau}_\omega-\hat{\alpha}_\omega, \frac{y_{1i}}{\exp(\hat{\beta}_{10\omega})}+\frac{y_{2i}}{\exp(\hat{\beta}_{10\omega})}\right)$$

G^2 mengikuti distribusi χ^2 dengan derajat bebas 2k. Dimana k merupakan jumlah data, sehingga H_0 tolak jika $G^2_{hitung} > \chi^2_{\alpha,2(a-b)}$ Apabila keputusan pengujian serentak adalah tolak H_0 maka dilanjutkan uji secara parsial. Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : \beta_{jl} = 0$

$H_1 : \beta_{jl} \neq 0 \quad ; l = 1,2,\cdots,k \; ; \; j = 1,2$

Statistik uji yang digunakan :

$$Z = \frac{\hat{\beta}_{jl}}{se(\hat{\beta}_{jl})} \text{ dimana } se(\hat{\beta}_{jl}) = \sqrt{\widehat{var}(\hat{\beta}_{jl})}$$

Nilai $\widehat{var}(\hat{\beta}_{jl})$ diperoleh dari elemen diagonal diagonal ke $j+1$ dari $-\mathbf{H}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\gamma}})$. Berdasarkan konsep *Central Limit* Theorem (CLT) maka apabila taksiran $\hat{\beta}_{jl}$ memiliki nilai $E(\hat{\beta}_{jl}) = \beta_{jl}$ dan $\widehat{var}(\hat{\beta}_{jl})$ maka Z akan berdistribusi normal asymtotik untuk $n \to \infty$ (Gupta,2008). Daerah tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$

2.6 Koefisien Korelasi

Koefisien korelasi merupakan suatu indikator untuk mengetahui hubungan linier antara dua variabel. Nilai koefisien korelasi berada pada rentang $-1 \leq r_{y_1,y_2} \leq 1$. Jika nilai korelasi mendekati angka 1 maka kedua variabel itu memiliki hubungan secara linier sedangkan jika nilai koefisien korelasi bernilai 0, maka dapat dikatakan bahwa kedua variabel tersebut tidak memiliki hubungan secara linier. Nilai positif dan negatif pada koefisien korelasi hanya membedakan arah hubungannya saja. Jika nilai koefisien korelasi bernilai positif maka hubungan kedua variabel itu memiliki hubungan linier yang searah demikian juga sebaliknya.Koefisien korelasi didefinisikan sebagai berikut (Hogg, McKean, dan Craig, 2013):

$$r_{y_1,y_2} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{1i} - \bar{y}_1)(y_{2i} - \bar{y}_2)}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^{n}(y_{1i} - \bar{y}_1)^2\right)\left(\sum_{i=1}^{n}(y_{2i} - \bar{y}_2)^2\right)}} \qquad (2.25)$$

Hipotesis untuk pengujian korelasi dari variabel respon adalah sebagai berikut:

H_0 : $\rho_{y_1,y_2} = 0$ (tidak terdapat hubungan antara Y_1 dan Y_2)

H_1 : $\rho_{y_1,y_2} \neq 0$ (terdapat hubungan antara Y_1 dan Y_2)

Dengan statistik uji yang digunakan adalah :

$$t = \frac{r_{y_1,y_2}\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-\left(r_{y_1,y_2}\right)^2}} \qquad (2.26)$$

Tolak H_0 jika $|t| > t_{(\alpha/2;(n-2))}$

2.7 Multikolinearitas

Syarat yang harus dipenuhi dalam analisis regresi yang menggunakan lebih dari satu variabel prediktor adalah tidak adanya multikolinieritas. Multikolinieritas adalah suatu kondisi dimana terjadi korelasi tinggi antar variabel prediktornya. Adanya multikolinieritas mengakibatkan penaksir parameter yang diperoleh menjadi tidak akurat. Hal ini dikarenakan penaksir parameter pada kasus multikolinieritas menghasilkan *standart error* yang besar dengan signifikansi yang kecil bahkan bisa mengakibatkan pengujian parameter secara individu tidak signifikan tetapi pengujian serentak signifikan. Salah satu cara mengidentifikasi adanya multikolinearitas yaitu dengan *Variance Inflation Factors* (VIF) yang dinyatakan sebagai berikut(Gujarati D. N., 2003):

$$VIF_j = \frac{1}{(1 - R_l^2)} \qquad ; l = 1, 2, ..., k \qquad (2.27)$$

dimana R_l^2 adalah koefisien determinasi antara x_l dengan variabel prediktor lainnya. Nilai VIF yang lebih besar dari 10 menunjukkan adanya kolinearitas antar variabel prediktor. Jika terjadi multikolinieritas maka ada beberapa cara untuk mengatasinya antara lain dengan mengeluarkan variabel prediktor yang berkorelasi tinggi, melakukan transformasi data, menambah data, menggunakan analisis komponen utama (*principal component analysis*), menggunakan analisis *rigde regression* dan lain-lain.

2.8 Angka Kematian Bayi

Angka yang menunjukkan banyaknya kematian bayi usia 0 tahun dari setiap 1000 kelahiran hidup pada tahun tertentu atau dapat dikatakan juga sebagai probabilitas bayi meninggal sebelum mencapai usia satu tahun (dinyatakan dengan per seribu kelahiran hidup) (BPS, 2004) $K_{0\text{-}<1thn}$

$$AKB = \frac{\sum K_{0-<1thn}}{\sum Kelahiran\ Hidup} x\ 1000 \qquad (2.28)$$

Dimana,

$K_{0\text{-}<1th}$ = Kematian bayi usia di bawah 1(satu) tahun

Angka kematian bayi merupakan indikator yang penting untyk mencerminkan keadaan derajat kesehatan di suatu masyarakat, karena bayi yang baru lahir sangat sensitif terhadap keadaan lingkungan tempat orang tua si bayi tinggal dan sangat erat kaitannya dengan status sosial orang tua si bayi. Kemajuan yang dicapai dalam bidang pencegahan dan pemberantasan berbagai penyakit penyebab kematian akan tercermin secara jelas dengan menurunnya tingkat AKB. Dengan demikian angka kematian bayi merupakan tolok ukur yang sensitif dari semua upaya intervensi yang dilakukan oleh pemerintah khususnya di bidang kesehatan.

2.9 Angka Kematian Anak

Jumlah kematian anak berusia 1-4 tahun selama satu tahun tertentu per 1000 anak umur yang sama pada pertengahan tahun itu. Tetapi, Angka Kematian Anak tidak termasuk kematian bayi. (BPS,2004)

$$AKA = \frac{D_{(12-59\ bln)}}{\sum Kelahiran\ Hidup} x\ 1000 \qquad (2.29)$$

Dimana

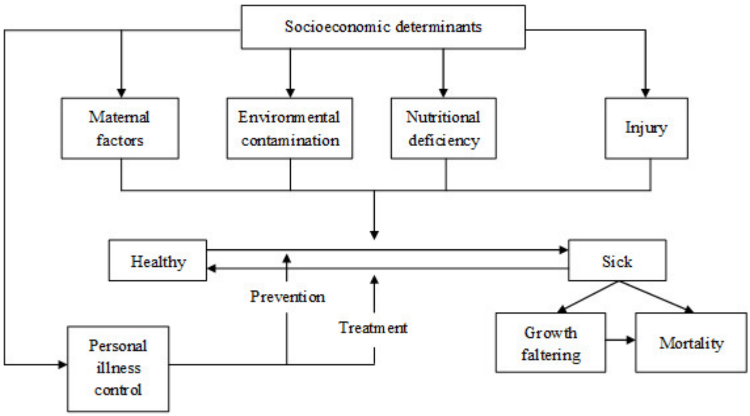
$D_{(12\text{-}59)}$ = Jumlah Kematian penduduk usia 12-59 bulan / 1 – 4 tahun

Angka Kematian Anak mencerminkan kondisi kesehatan lingkungan yang langsung mempengaruhi tingkat kesehatan anak. Dengan melihat Angka Kematian Anak yang tinggi maka diindikasikan terjadi keadaan salah gizi atau gizi buruk, kebersihan diri dan kebersihan yang kurang buruk, tingginya prevalensi penyakit menular pada anak, atau kecelakaan yang terjadi di dalam atau di sekitar rumah (Budi Utomo, 1985)

2.10 Kematian Bayi dan Anak

Kematian bayi (*infant mortality*) adalah bayi lahir hidup yang meninggal sebelum berumur satu tahun. Kematian bayi dibedakan menjadi (1) kematian perinatal, yaitu kematian yang terjadi pada bayi meninggal sebelum berusia satu minggu, termasuk didalamnya lahir mati (*stillbirth*),. (2) kematian neonatal, yaitu kematian yang terjadi pada bayi sebelum berumur 28 hari, dan (3) kematian postneonatal, yaitu kematian yang terjadi pada bayi yang berumur antara 28 hari sampai sebelum satu tahun (United Nations Children's fund, 2015). Angka kematian bayi adalah jumlah kematian bayi berumur dibawah satu tahun per 1000 kelahiran hidup pada satu tahun tertentu. Dengan demikian, besaran angka kematian bayi disumbang oleh kematian neonatal dan postneonatal

Angka kematian anak (*child mortality*) adalah kematian anak berusia 1-4 tahun selama satu tahun tertentu per 1000 anak umur yang sama pada pertengahan tahun itu. Sementara itu angka kematian balita (*under-five mortality*) adalah jumlah kematian anak berusia 0 – 4 tahun selama satu tahun tertentu per 1000 anak umur yang sama pada pertengahan tahun itu. Dengan demikian, angka kematian balita mencakup kematian bayi, sedangkan kematian anak tidak (United Nations, 1900)



Gambar 2.2 Kerangka Berpikir Teoritis untuk Morbiditas dan Kematian

Kerangka berpikir analisis mengenai determinan kematian bayi dan anak disajikan pada Gambar 2.2, yaitu suatu kerangka berpikir oleh Mosley dan Chen (1984). Berdasarkan kerangka piker tersebut semua determinan sosioekonomi bekerja melelaui determinan antara (*proximate determinants atau intermediate variables)* dalam memengaruhi kematian bayi dan anak. Determinan sosioekonomi dikelompokkan menjadi tiga kelompok, yaitu variabel (1) level individu seperti, produktivitas individu, tradisi/norma/sikap, (2) variabel level rumah tangga, seperti pendapatan; dan (3) variabel level komunitas, seperti kondisi lingkungan, ekonomi, politik, dan system kesehatan. Sementara itu determinan antara dikelompokkan menjadi lima, yaitu (1) faktor ibu seperti tingkat pendidikan, umur, dan lainnya; (2) faktor lingkungan seperti kondisi air, makanan, udara, serangga pembawa penyakit; (3) faktor nutrisi, seperti pemberian ASI, pola pemberian makan, kekurangan kalori, protein, vitamin, mineral dan lainnnya; (4) faktor luka, seperti kecelakaan baik yang disengaja maupun tidak; dan (5) faktor pengendalian penyakit individu, berupa pencegahan dan pengobatan (Mosley dan Chen 1984)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian adalah data sekunder yang diperoleh dari Publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2017. Unit pengamatan sebanyak 38 Unit pengamatan yang terdiri atas 29 Kabupaten dan 9 Kota di Provinsi Jawa Timur.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas dua variabel respon (Y) dan enam variabel prediktor (X).

Tabel 3. 1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Sumber Data
Y_1	Angka Kematian Bayi	Dinkes
Y_2	Angka Kematian Anak	Dinkes
X_1	Persentase Persalinan oleh tenaga kesehatan	BPS
X_2	Persentase Komplikasi Kebidanan yang ditangani	Dinkes
X_3	Persentase Bayi Lahir berat badan rendah	Dinkes
X_4	Presentase penduduk miskin	BPS
X_5	Persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun	BPS

Definisi operasional dari variabel penelitian adalah sebagai berikut:

1. Angka Kematian Bayi (AKB) yaitu jumlah kematian bayi usia 0 sampai kurang dari satu tahun per 1000 kelahiran hidup disuatu wilayah pada kurun waktu tertentu.
2. Angka Kematian Anak (AKA) yaitu jumlah kematian anak usia 1 sampai 4 tahun per 1000 kelahiran hidup disuatu wilayah pada kurun waktu tertentu.
3. Persentase Persalinan oleh tenaga kesehatan yaitu perkiraan persentase wanita berumur 15-49 tahun berstatus pernah kawin yang penolong persalinan terakhirnya adalah tenaga kesehatan yang memiliki kompetensi kebidanan (Dokter SpOG, dokter umum, dan bidan) disuatu wilayah pada kurun waktu tertentu.
4. Persentase Komplikasi Kebidanan yang ditangani yaitu perkiraan jumlah ibu (hamil, bersalin dan nifas) dengan komplikasi kebidanan yang ditangani oleh tenaga kesehatan dibagi jumlah ibu (hamil, bersalin, nifas)yang mengalami komplikasi kehamilan dikalikan 100 persen disuatu wilayah pada kurun waktu tertentu.
5. Persentase bayi lahir berat badan rendah yaitu persentase perkiraan bayi yang lahir dengan berat badan kurang dari 2500 gram.
6. Persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun yaitu presentase perkiraan perempuan usia 10 tahun keatas yang melakukan perkawinan secara hokum dan biologis pertama kali pada umur 17 tahun disautu wilayah pada kurun waktu tertentu.
7. Persentase penduduk miskin yaitu perkiraan hasil bagi antara jumlah penduduk miskin dengan junlah penduduk di suatu wilayah pada kurun waktu yang sama dikali 100%

Adapun struktur data analisis faktor-faktor yang memengaruhi AKB dan AKA di Provinsi Jawa Timur dengan BGR diuraikan dalam Tabel 3.2 berikut ini:

Tabel 3. 2 Struktur Data Penelitian

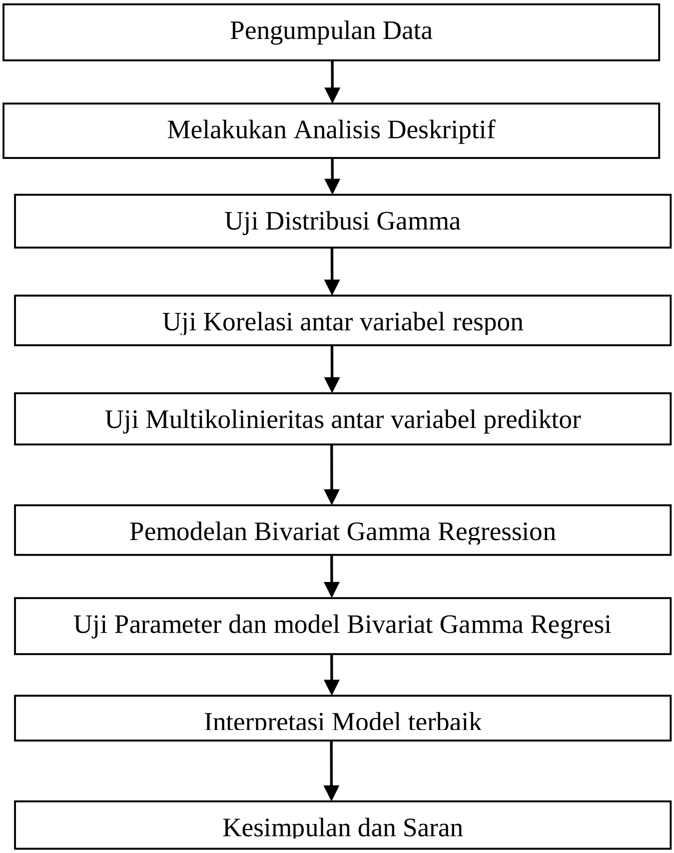
Kab/Kota	Y_1	Y_2	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	$Y_{1,1}$	$Y_{2,1}$	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$	$X_{5,1}$
2	$Y_{1,2}$	$Y_{2,2}$	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$	$X_{5,2}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	$Y_{1,38}$	$Y_{2,38}$	$X_{1,38}$	$X_{2,38}$	$X_{3,33}$	$X_{4,38}$	$X_{5,38}$

3.3 Langkah Analisis

Langkah analisisi digunakan untuk menggambarkan langkah-langkah penelitian yang akan dilakukan secara urut. Langkah analisis yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Menentukan Faktor- Faktor yang berpengaruh terhadap Angka Kematian Bayi (AKB) dan Angka Kematian Anak (AKA) di Provinsi Jawa Timur dengan model BGR sebagai berikut:
   a) Membuat analisis deskriptif tentang faktor-faktor yang mempengaruhi AKB dan AKA di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017.
   b) Melakukan pengujian distribusi gamma pada variabel respon AKB dan AKA.
   c) Menguji keeratan hubungan antar variabel respon AKB dan AKA menggunakan uji korelasi.
   d) Melakukan pemeriksaan multikolinearitas antar variabel independen/prediktor dengan nilai VIF.
   e) Menganalisis data menggunakan model *Bivariate Gamma Regression Regression* (BGR) untuk mendapatkan model AKB dan AKA di Provinsi Jawa Timur tahun 2017 dengan langkah-langkah sebagai berikut :
   1. Melakukan penaksiran parameter model BGR
   2. Melakukan pengujian model BGR
   3. Membuat kesimpulan dari hasil analisis model BGR

Langkah-langkah analisis secara umum digambarkan pada diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Diagram Alir

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya

Tahapan awal dalam penelitian ini dilakukan dengan melakukan eksplorasi data yang meliputi variabel Y_1, Y_2, X_1, X_2, X_3, X_4, dan X_5. Berdasarkan pengolahan data diperoleh output statistic deskriptif yang meliputi nilai minimum, maksimum, mean dan standard deviasi dari setiap variabel penelitian. Deskripsi data dari variabel penelitian ini dapat dilihat dari Tabel 4.1 berikut ini :

Tabel 4. 1 Nilai Statistika Deskriptif dari Variabel data

Variabel	Mean	Varians	Mininimum	Maksimum
Angka Kematian Bayi (Y_1)	8,241	17,885	1,653	23,62
Angka Kematian Anak (Y_2)	8,959	18,622	1,678	24,16
Persentase Persalinan oleh tenaga kesehatan (X_1)	62,94	453,09	16,37	147,07
Persentase Komplikasi Kebidanan yang ditangani (X_2)	98,15	267,26	65,24	140,58
Persentase Bayi Lahir berat badan rendah (X_3)	4,203	1,987	1,1	7,7
Presentase penduduk miskin (X_4)	121,5	5638,2	7,3	284

Persentase perempuan kawin <17 thn (X_5)	20,36	109,36	5,21	50,20

Pada Tabel 4.1 diketahui bahwa rata-rata variabel angka kematian bayi (Y_1) sebesar 8,241 , dengan varians sebesar 17,885 yang artinya keragaman angka kematian bayi cukup beragam. Angka kematian bayi tertinggi di Jawa Timur tahun 2017 yakni sebesar 23,6241 yang terdapat di Kota Probolinggo, sedangkan yang paling sedikit sebesar 1,6525 di Kabupaten Malang. Angka Kematian Anak (Y_2) di Jawa Timur sebesar 8,959, dengan varians sebesar 18,622 , dimana keragaman angka kematian anak cukup beragam. Angka Kematian Anak tertinggi sebesar 24,1610 yang terdapat pada Kota Probolinggo, sedangkan yang paling sedikit sebesar 1,6783 di Kabupaten Malang.

Rata-rata Ibu hamil yang mengalami persalinan oleh tenaga kesehatan (X_1) sebesar 62,94 % dengan varians sebesar 453,09 . Hal ini berarti bahwa ibu hamil yang persalinannya ditangani oleh tenaga kesehatan hanya 62,94% dari keseluruhan ibu hamil yang ada di Jawa Timur dan keragaman ibu hamil yang persalinannya ditangani oleh tenaga kesehatan cukup besar. Persentase tertinggi Ibu Hamil yang persalinannya ditangani oleh tenaga kesehatan terdapat pada Kabupaten Pamekasan sebesar 147,07 dan yang paling sedikit sebesar 16,37 yang terdapat pada Kabupaten Madiun.

Rata-rata Komplikasi Kebidanan yang ditangani (X_2) sebesar 98,15 % dengan varians sebesar 267,26 . Hal ini berarti bahwa Komplikasi Kebidanan hampir semua mengalami sebesar 98,15% dari keseluruhan ibu hamil yang ada di Jawa Timur dan keragaman Komplikasi Kebidanan cukup besar. Persentase tertinggi Komplikasi kebidanan terdapat pada Kabupaten Bondowoso sebesar 50,20 dan yang paling sedikit sebesar 5,21 yang terdapat pada Kota Kediri.

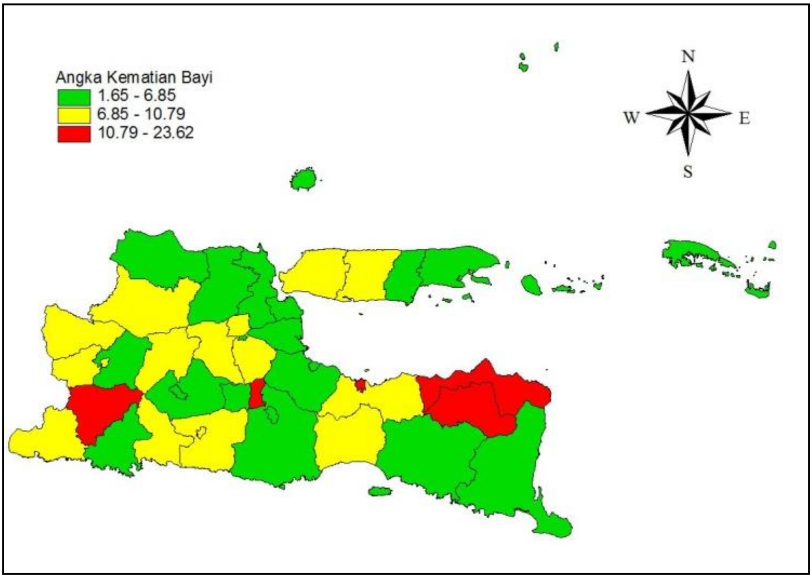
Rata-rata bayi lahir berat badan rendah (X_3) sebesar 4,203 % dengan varians sebesar 1,987 . Hal ini berarti bahwa bayi lahir dengan berat badan rendah cuma sedikit yang mengalami sebesar 4,203% dari keseluruhan bayi lahir yang ada di Jawa Timur dan keragaman bayi lahir berat badan rendah cukup sedikit Persentase tertinggi bayi lahir berat badan rendah terdapat pada Kabupaten Situbondo sebesar 7,7 dan yang paling sedikit sebesar 1,1 yang terdapat pada Kabupaten Sidoarjo.

Rata-rata Penduduk miskin (X_4) sebesar 121,5 % dengan varians sebesar 5638,2 . Hal ini berarti bahwa penduduk miskin di Jawa Timur lebih dari perkiraan dari keseluruhan penduduk miskin yang ada di Jawa Timur dan keragaman penduduk miskin cukup besar. Persentase tertinggi penduduk miskin terdapat pada Kabupaten Malang sebesar 284 dan yang paling sedikit sebesar 7,3 yang terdapat pada Kota Mojokerto. Rata-rata perempuan kawin dibawah 17 tahun (X_5) sebesar 20,36 % dengan varians sebesar 109,36 . Hal ini berarti bahwa perempuan kawin dibawah 17 tahun masih sedikit yang mengalami dari seluruh perempuan yang kawin yang ada di Jawa Timur dan keragaman perempuan kawin dibawah 17 tahun cukup besar. Persentase tertinggi perempuan kawin dibawah 17 tahun terdapat pada Kabupaten Pamekasan sebesar 147,07 dan yang paling sedikit sebesar 16,37 yang terdapat pada Kabupaten Madiun.

Perseebaran Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Jawa Timur beserta faktor-faktor yang diduga memengaruhinya juga ditampilkan dalam bentuk peta tematik dengan meggunakan *Arcview*

4.1.1 Angka Kematian Bayi

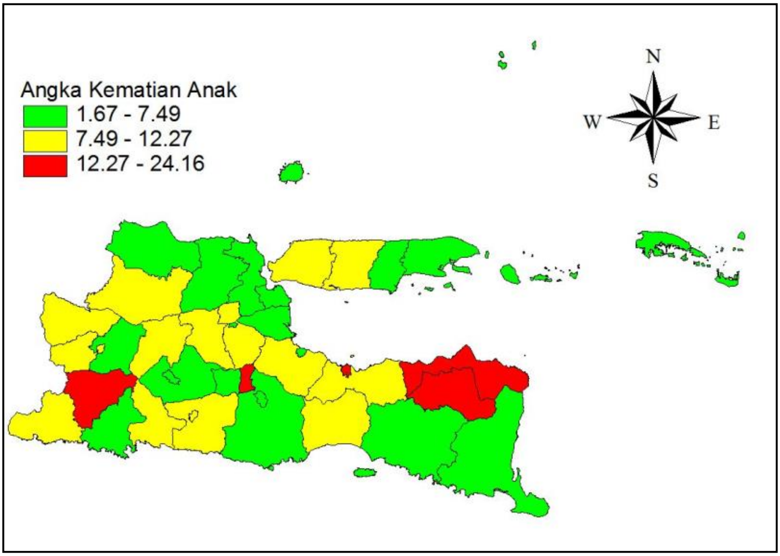
Persebaran Angka Kematian Bayi di Jawa Timur ditampilkan di Gambar 4.1. Kabupaten yang memiliki Angka Kematian Bayi rendah terdapat pada kabupaten Malang, Sumenep Pasuruan, Pamekasan, Banyuwangi, Gresik, Lamongan, Sidoarjo, Trenggalek, Jember, Kediri, Madiun, Tuban dan kota Mojokerto, Pasuruan, Surabaya, Kediri, Malang. Pada kabupaten Tulunggagung, Jombang, Bangkalan, Blitar, Mojokerto, Sampang, Bojonegoro, Lumajang, Pacitan, Nganjuk, Ngawi, Magetan, dan kota Madiun dan Blitar memiliki Angka Kematian Bayi sedang dan yang memiliki Angka Kematian Bayi yang tinggi terdapat pada kabupaten Situbondo, Bondowoso, Probolinggo, Ponorogo dan kota Probolinggo dan Batu.



Gambar 4. 1 Persebaran Angka Kematian Bayi

4.1.2 Angka Kematian Anak

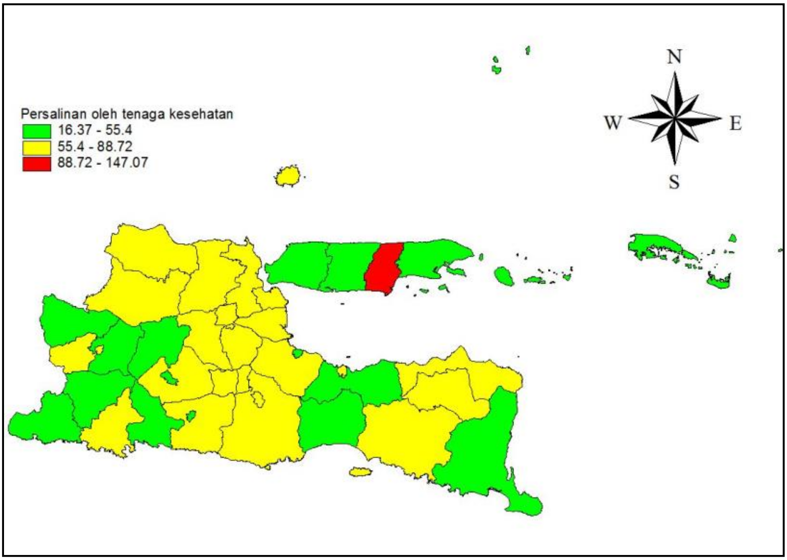
Untuk persebaran Angka Kematian Anak dapat dilihat pada Gambar 4.2 dimana Angka Kematian Anak paling rendah terdapat pada kabupaten Malang, Sumenep, Pamekasan, Banyuwangi, Gresik, Lamongan, Trenggalek, Jember, Kediri, Tuban, Madiun, Sidoarjo dan kota Mojokerto, Pasuruan, Kediri, dan Surabaya. Angka Kematian Anak sedang terdapat pada kabupaten Pasuruan, Tulungagung, Bangkalan, Blitar, Jombang, Sampang, Mojokerto, Lumajang, Ngawi, Bojonegoro, Pacitan, Magetan, Nganjuk , Probolinggo dan kota Blitar dan Madiun. Pada kabupaten Bondowoso, Ponorogo, Situbondo dan kota Batu dan Probolinggo memiliki Angka Kematian Anak yang tinggi.



Gambar 4. 2 Persebaran Angka Kematian Anak

4.1.3 Persentase Persalinan oleh Tenaga Kesehatan

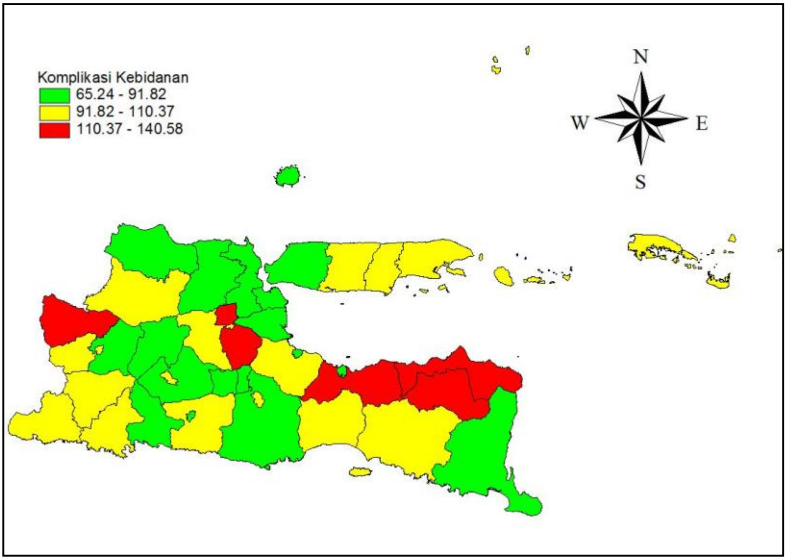
Berikut merupakan persebaran persalinan oelh tenaga kesehatan yang ditunjukan pada Gambar 4.3. Untuk kabupaten/kota yang memiliki persentase terendah terdapat pada kabupaten Madiun, Pacitan, Sampang, Bangkalan, Ponorogo, Nganjuk, Probolinggo, Ngawi, Banyuwangi, Tulungagung, Sumenep, Lumajang dan kota Pasuruan, Malang dan Kediri .Untuk kabupaten Trenggalek, Sidoarjo, Malang, Jember, Mojokerto, Jombang, Magetan, Tuban, Kediri, Blitar, Situbondo, Gresik, Pasuruan, Bondowoso, Lamongan, Bojonegoro dan kota Probolinggo, Blitar, Batu, Surabaya, Mojokerto dan Madiun memiliki persentase yang sedang. Persentase tertinggi terdapat pada kabupaten Pamekasan.



Gambar 4. 3 Persebaran Persentase Persalinan oleh tenaga Kesehatan

4.1.4 Persentase Komplikasi Kebidanan yang ditangani

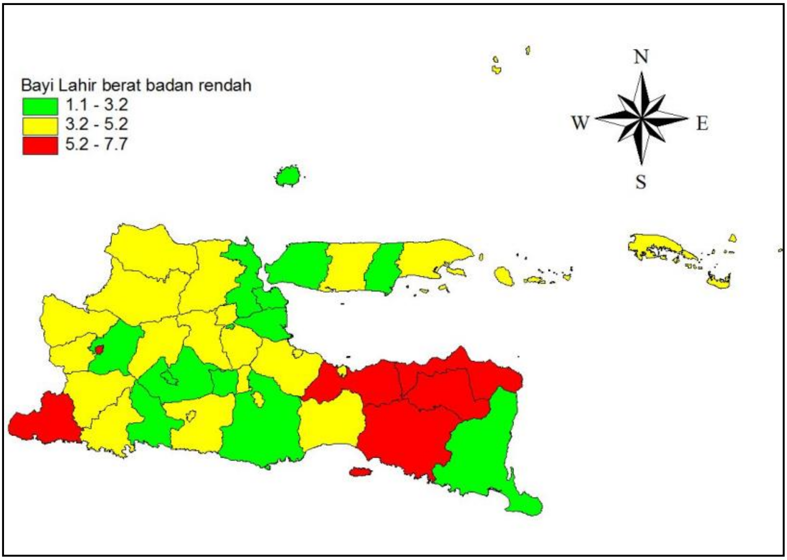
Berdasarkan Gambar 4.4 ditunjukan bahwa Persentase terendah terdapat pada kabupaten Bangkalan, Nganjuk, Sidoarjo, Gresik, Blitar, Malang, Banyuwangi, Tuban, Tulungagung, Lamongan, Madiun, Kediri dan kota Probolinggo, Batu, Blitar, dan Surabaya. Untuk kabupaten/kota yang memiliki persentase sedang terdapat pada kabupaten Pasuruan, Trenggalek, Blitar, Sumenep, Sampang, Jombang, Bojoegoro, Pacitan, Magetan, Jember, Pamekasan, Lumajang, Ponorogo dan kota Malang, Madiun, dan Mojokerto. Persentase tertinggi terdapat pada kabupaten Ngawi, Probolinggo, Situbondo, Mojokerto, dan Bondowoso.



Gambar 4. 4 Persentase Komplikasi Kebidanan yang ditangani

4.1.5 Persentase Bayi lahir berat badan rendah

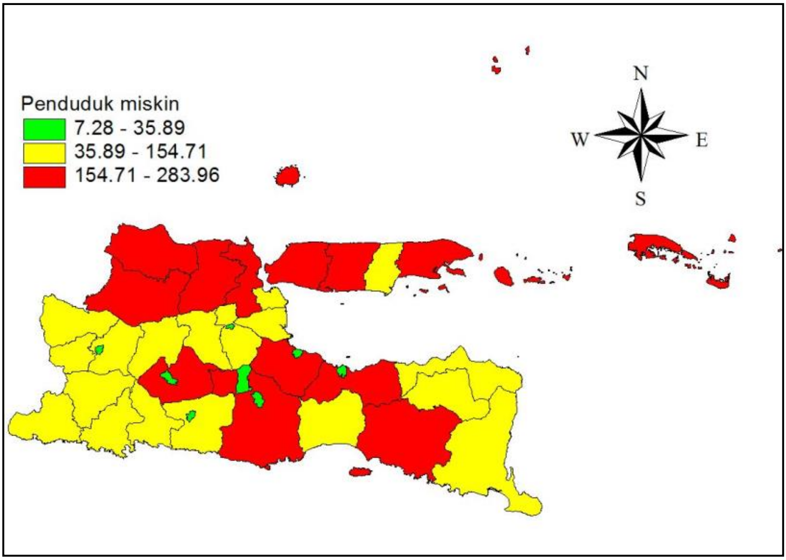
Persebaran Bayi lahir berat badan rendah di tunjukan pada Gambar 4.5 dimana untuk persentase terendah terdapat pada kabupaten Sidoarjo, Bangkalan, Gresik, Malang, Kediri, Banyuwangi, Pamekasan Tulungagung, Madiun dan kota Surabaya, Kediri, dan Mojokerto .Untuk persentase sedang terdapat pada kabupaten Blitar, Lamongan, Pasuruan, Ngawi, Mojokerto, Nganjuk, Trenggalek, Sumenep, Magetan Bojonegoro, Tuban, Ponorogo, Jombang, Lumajang, Sampang dan kota Pasuruan, Batu, Probolinggo, dan Blitar. Kabupaten/Kota yang memiliki persentase tertinggi terdapat pada kabupaten Probolinggo, Pacitan, Jember, Madiun, Bondowoso, Situbondo dan kota Madiun.



Gambar 4. 5 Persebaran Persentase bayi lahir berat badan rendah

4.1.6 Persentase Penduduk miskin

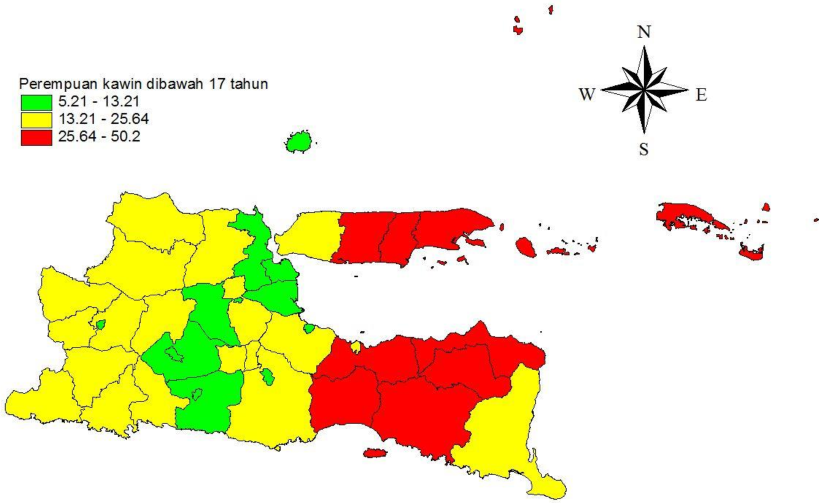
Untuk persebaran persentase Penduduk miskin dapat dilihat pada Gambar 4.6 dimana persentase paling rendah terdapat pada kota Mojokerto, Madiun, Batu, Blitar, Pasuruan, Probolinggo, Kediri, dan Malang. Persentase penduduk miskin sedang terdapat pada kabupaten Magetan, Tulungagung, Madiun, Pacitan, Situbondo, Trenggalek, Ponorogo, Bondowoso, Mojokerto, Lumajang, Blitar, Ngawi, Nganjuk, Jombang, Sidoarjo, Pamekasan, Banyuwangi dan kota Surabaya. Pada kabupaten Gresik, Pasuruan, Lamongan, Bojonegoro, Kediri, Tuban, Bangkalan, Sumenep, Sampang, Probolinggo, Jember dan Malang memiliki Persentase yang tinggi.



Gambar 4. 6 Persebaran persentase penduduk miskin

4.1.7 Persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun

Persebaran Perempuan kawin dibawah 17 tahun di Jawa Timur ditampilkan di Gambar 4.7. Kabupaten yang memiliki Persentase rendah terdapat pada kabupaten Sidoarjo, Jombang, Gresik dan kota Kediri, Malang, Surabaya, Madiun, Mojokerto, dan Pasuruan. Pada kabupaten Bangkalan, Kediri, Nganjuk, Mojokerto, Madiun, Pacitan, Ngawi, Magetan, Blitar, Ponorogo, Tulungagung, Malang, Lamongan, Bojonegoro, Tuban, Trenggalek, Pasuruan, Probolinggo, Banyuwangi dan kota Batu dan Pasuruan memiliki persentase sedang dan yang memiliki persentase tertinggi terdapat pada kabupaten Pamekasan, Jember, Lumajang, Sumenep, Sampang, Probolinggo, Situbondo dan Bondowoso.



Gambar 4. 7 Persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun

4.2 Pengujian Distribusi Gamma

Pengujian distribusi dilakukan untuk menentukan distribusi pada variabel respon Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Jawa Timur tahun 2017. Berdasarkan subbab 2.3 maka hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut.

$$\mathrm{H}_0 : F_Y = F_Y^0 \left(\text{Data mengikuti distribusi gamma}\right)$$

$$\mathrm{H}_1 : F_Y \neq F_Y^0 \left(\text{Data tidak mengikuti distribusi gamma}\right)$$

Berikut hasil pengujian distribusi pada variabel respon Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Jawa Timur tahun 2017.

Tabel 4. 2 Uji Distribusi Gamma

Distribusi	AKB		AKA	
	p_value	alpha	p_value	alpha
Gamma	0,70635	0,05	0,66445	0,05

Berdasarkan tabel diatas dengan menggunkan Kolmogorov Smirnov menunjukan variabel respon Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Jawa Timur tahun 2017 gagal tolak H_0 pada distribusi gamma yang ditunjukan nilai statistik uji pada distribusi gamma lebih besar dari α = 0,05. maka variabel respon tersebut berdistribusi gamma.

4.3 Hubungan antara Variabel Respon dan Variabel Prediktor

Tabel 4. 3 Koefisien Korelasi dan Signifikansi Variabel Penelitian

Variabel	Koef. Korelasi (Signifikansi)				
	X_1	**X_2**	**X_3**	**X_4**	**X_5**
Y_1	0,022 (0,895)	0,097 (0,562)	-0,084 (0,615)	-0,088 (0,601)	0,183 (0,272)
Y_2	0,036 (0,830)	0,244 (0,140)	-0,200 (0,228)	-0,144 (0,388)	0,061 (0,716)

Berdasarkan nilai koefisien korelasi pada Tabel 4.3, dapat diketahui bahwa terdapat hubungan antara varibael prediktor dengan varibael respon. Variabel Persentase Bayi lahir berat badan rendah (X_3) dan variabel Persentase Penduduk miskin (X_4) memiliki hubungan yang negatif terhadap variabel Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak. Hal ini menunjukan bahwa setiap kenaikan variabel persentase bayi lahir berat badan rendah dan variabel persentase penduduk miskin akan menurunkan Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Provinsi Jawa Timur sedangkan setiap kenaikan variabel Persentase Persalinan oleh tenaga kesehatan (X_1), variabel Persentase Komplikasi Kebidanan yang ditangani (X_2) , dan variabel Persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun (X_5) akan menaikkan Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Provinsi Jawa Timur. Hasil ini tidak sesuai dengan kajian teori pada subbab 2.10

4.4 Uji Koefisien Korelasi

Korelasi antar variabel menunjukan bahwa Angka Kematian Bayi memiliki korelasi dengan Angka Kematian Anak atau tidak dan korelasi di peroleh dari persamaan 2.25 yaitu sebesar 0,989. Berikut adalah hipotesis uji korelasi antar variabel respon.

H_0 : tidak terdapat hubungan antara Y_1 dengan Y_2
H_1 : terdapat hubungan antara Y_1 dengan Y_2

Statistik uji yang digunakan pada pengujian ini adalah sebagai berikut.

$$t = \frac{0{,}989\ \sqrt{38-2}}{\sqrt{1-(0{,}989)^2}} = 40{,}1175$$

Nilai t_{hitung} yang diperoleh sebesar 40,1175, lebih besar jika dibandingkan dengan $t_{(\alpha/(2;36))}$ = (2,0280), maka tolak H_0. Kesimpulan yang dihasilkan adalah terdapat hubungan yang signifikan antara Angka Kematian Bayi dengan Angka Kematian Anak

4.5 Pemeriksaan Multikolinieritas

Multikolinieritas dilakukan untuk menguji hubungan antar variabel prediktor yang diduga mempengaruhi Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Jawa Timur 2017. Berikut adalah nilai VIF dari variabel prediktor yang digunakan untuk melihat kasus multikoliniearitas.

Tabel 4. 4 Nilai VIF variabel prediktor

Variabel	VIF
X_1	1,203
X_2	1,214
X_3	2,091
X_4	1,788
X_5	1,895

Tabel tersebut menunjukan bahwa nilai VIF seluruh variabel predictor memiliki nilai kurang dari 10, maka dapat disimpulkan bahwa antar variabel predictor tidak saling berkorelasi, dimana tidak terdapat kasus multikolinearitas pada variabel prediktor yang digunakan.

4.6 Pemodelan Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak Provinsi Jawa Timur Tahun 2017 menggunakan BGR

4.6.1 Estimasi Parameter Model AKB dan AKA

Sebelum melakukan pemodelan BGR, terlebih dahulu dilakukan penaksiran parameter, pengujian parameter secara serentak yang kemudian dilanjutkan oleh pengujian parameter secara parsial. Hasil estimasi parameter model *Bivariate Gamma Regression* di sajikan pada tabel berikut ini

Tabel 4. 5 Nilai Estimasi Parameter Model BGR

Parameter	Nilai Taksiran	SE	Z hitung	P-Value
$\beta_{1.0}$	1,3037	0,0001	8562,5276	0
$\beta_{1.1}$	0,0137	0,0026	5,2423	0
$\beta_{1.2}$	-0,0021	0,0032	-0,6716	0,5018
$\beta_{1.3}$	0,4326	0,0004	1071,8888	0
$\beta_{1.4}$	-0,0090	0,0006	-14,6803	0

Tabel 4.5 Nilai Estimasi Parameter Model BGR (Lanjutan)

$\beta_{1.5}$	-0,0086	0,0089	-0,9636	0,3352
$\beta_{2.0}$	1,5474	0,0001	9005,5938	0
$\beta_{2.1}$	0,0213	0,0013	16,1241	0
$\beta_{2.2}$	-0,0130	0,0012	-10,6034	0
$\beta_{2.3}$	0,6198	0,0004	1481,8049	0
$\beta_{2.4}$	-0,0089	0,0007	-12,5332	0
$\beta_{2.5}$	-0,0310	0,0036	-8,4460	0

Berdasarkan Tabel 4.5, maka diperoleh model BGR untuk AKB ($\hat{\mu}_1$) dan AKA ($\hat{\mu}_2$) di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017 adalah sebagai berikut:

$$\hat{\mu}_{1i} = \exp(1,3034 - 0,01377 x_{1i} - 0,00218_{2i} + 0,4326 x_{3i}$$
$$-0,00908 x_{4i} - 0,0086 x_{5i})$$

Dari model BGR diatas dapat diketahui bahwa setiap kenaikan satu persen persalinan oleh tenaga kesehatan , maka akan menurunkan rata rata angka kematian bayi di Jawa Timur sebesar exp(0.01377) = 1.013865 kali dari rata rata angka kematian bayi semula dengan syarat semua variabel lain konstan atau variabel lainnya tidak masuk dalam model. Selain itu, interpretasi yang sama untuk Komplikasi kebidanan yang ditangani , penduduk miskin dan perempuan kawin di bawah 17 tahun.Namun terdapat perbedaan dengan teori kesehatan pada variabel Bayi lahir berat badan rendah. Apabila setiap kenaikan satu persen bayi lahir berat badan rendah akan menurunkan rata-rata angka kematian bayi sebesar exp(0.4326) = 1.54126 kali dari rata-rata angka kematian bayi dengan syarat semua variabel konstan atau variabel lainnya tidak masuk dalam model.

Berdasarkan model BGR yang diperoleh variabel bayi lahir berat badan rendah menunjukan bahwa semakin tinggi persentase bayi lahir berat badan akan meningkatkan Angka Kematian Bayi . Hal ini tidak sesuai dengan tori kesehatan, karena variabel tersebut seharusnya diduga dapat menurunkan angka kematian bayi. Berdasarkan kajian teori pada subbab 2.11 diketahui bahwa variabel tersebut berpengaruh terhadap angka kematian bayi. Dengan demikian, variabel bayi lahir berat badan rendah perlu diperhatikan dalam rangka menurunkan angka kematian bayi maupun angka kematian anak meskipun berdasarkan model yang dihasilkan tidak sesuai dengan teori kesehatan.

$$\hat{\mu}_{2i} = \exp(1,5474 + 0,02136x_{1i} - 0,01308x_{2i} + 0,61983x_{3i}$$
$$-0,0089x_{4i} + 0,003104x_{5i})$$

Dari model BGR diatas dapat diketahui bahwa setiap kenaikan satu persen persalinan oleh tenaga kesehatan , maka akan menaikan rata rata angka kematian anak di Jawa Timur sebesar exp(0.02136) = 1.02159 kali dari rata rata angka kematian anak semula dengan syarat semua variabel lain konstan atau variabel lainnya tidak masuk dalam model. Selain itu, interpretasi yang sama untuk Bayi lahir berat badan rendah dan Perempuan kawin dibawah 17 tahun dimana hasil tersebut memiliki perbedaan teori kesehatan . Pada variabel Komplikasi kebidanan yang ditangani. Apabila setiap kenaikan satu persen bayi lahir berat badan rendah akan menurunkan rata-rata angka kematian bayi sebesar exp(0.01308) = 1.013166 kali dari rata-rata angka kematian anak dengan syarat semua variabel konstan atau variabel lainnya tidak masuk dalam model dan interpretasi ini sama dengan variabel Penduduk miskin.

Berdasarkan model BGR yang diperoleh variabel bayi lahir berat badan rendah menunjukan bahwa semakin tinggi persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, Bayi lahir berat badan rendah dan perempuan kawin dibawah 17 tahun akan meningkatkan Angka Kematian Anak . Hal ini tidak sesuai dengan tori kesehatan, karena variabel tersebut seharusnya diduga dapat menurunkan angka kematian bayi. Berdasarkan kajian teori pada subbab 2.11 diketahui bahwa variabel tersebut berpengaruh terhadap angka kematian anak. Dengan demikian, variabel persalinan oleh tenaga kesehatan, Bayi lahir berat badan rendah dan perempuan kawin dibawah 17 tahun perlu diperhatikan dalam rangka menurunkan angka kematian bayi maupun angka kematian anak meskipun berdasarkan model yang dihasilkan tidak sesuai dengan teori kesehatan.

4.6.2 Pengujian Parameter Model BGR

Pengujian parameter model BGR dilakukan secara serentak yang bertujuan untuk mengetahui apakah secara serentak variabel prediktor memberikan pengaruh terhadap variabel respon. Berikut adalah hipotesis pengujian parameter BGR secara serentak.

$$\mathrm{H}_0 : \beta_{11} = \beta_{12} = \beta_{13} = \beta_{14} = \beta_{15} = \beta_{21} = \beta_{22} = \beta_{23} = \beta_{24} = \beta_{25} = 0$$

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_{jl} \neq 0 \quad ; l = 1, 2, 3, 4, 5 \; ; j = 1, 2, 3, 4, 5$

Berdasarkan pemodelan BGR menunjukan bahwa dari hasil analisi diperoleh nilai G^2 sebesar 911,755 . Hasil tersebut lebih dari X^2 sehingga dapat disimpulkan Tolak H_0, yang berarti bahwa paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap model. Maka dapat dilanjutkan menggunakan uji parsial yang memeliki hipotesis sebagai berikut.

$\mathrm{H}_0 : \beta_{jl} = 0$

$\mathrm{H}_1 : \beta_{jl} \neq 0 \quad ; l = 1, 2, 3, 4, 5 \; ; j = 1, 2, 3, 4, 5$

Dimana tolak H_0 jika $\left| Z_{hitung} \right| > Z_{\alpha/2}$

Tabel 4. 6 Uji Parsial Nilai Z_{hit} parameter Model BGR

Parameter	Angka Kematian Bayi	Angka Kematian Anak

	Z-Value	P-Value	Z-Value	P-Value
$\beta_{.0}$	8562,52	0	9005,593	0
$\beta_{.1}$	5,2423	0	16,1241	0
$\beta_{.2}$	-0,6716	0,502	-10,603	0
$\beta_{.3}$	1071,89	0	1481,804	0
$\beta_{.4}$	-14,6803	0	-12,5332	0
$\beta_{.5}$	-0,9636	0,335	-8,446	0

Berdasarkan Tabel 4.7 menunjukan bahwa variabel Persalinan oleh tenaga kesehatan (X_1), Bayi lahir berat badan rendah (X_3) dan Penduduk miskin (X_4) signifikan terhadap model Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak. Hal ini ditunjukan dengan nilai p-value pada variabel tersebut lebih kecil dibandingkan dengan $\alpha = 0,05$ atau memiliki Z_{hitung} lebih ecil dari $Z_{\alpha/2}$. Dengan demikian dapat dijelaskan bahwa persentase Persalinan oleh tenaga kesehatan , Persentase Bayi lahir berat badan rendah , dan Persentase penduduk miskin berpengaruh signifikan tehadap Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di provinsi Jawa Timur . Sementara itu untuk variabel Komplikasi Kebidanan yang ditangani (X_2) dan Perempuan kawin dibawah 17 tahun (X_5) signifikan terhadap Angka Kematian Anak ,tidak signifikan terhadap Angka Kematian Bayi , yang artinya persentase Komplikasi Kebidanan yang ditangani dan persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun hanya berpengaruh signifikan terhadap Angka Kematian Anak.

Namun berdasarkan hasil pengujian parsial tersbut bukan berarti variabel yang tidak signifikan dalam model tidak berpengaruh terhadap Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak di Jawa Timur. Akan tetapi, secara teori kesehatan di kehidupan sehari-hari variabel selain penelitian ini bisa juga berpengaruh terhadap Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak. Dengan demikian, beberapa faktor yag diduga berpengaruh terhadap Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak dalam penelitian ini tetap diperhatikan dimana yang diperhatikan adalah variabel yang signifikan terhadap Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak tanpa mengabaikan faktor yang tidak signifikan.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan pada bab 4, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Persebaran variabel Angka Kematian Bayi yang memiliki kategori rendah terdapat 18 kabupaten/kota, sedangkan kategori sedang terdapat 14 kabupaten/kota, dan terdapat 6 kabputaen./kota yang memiliki kategori tinggi. Untuk variabel Angka Kematian Anak yang memiliki kategori sedang terdapat 16 kabupaten/kota, sedangkan kategori sedang terdapat 15 kabupaten/kota, dan terdapat 7 kabupaten/kota yang memiliki kategori tinggi.
2. Variabel yang signifikan adalah model AKB dan AKA dengan semua variabel prediktor yaitu variabel yang signifikan terhadap Angka Kematian Bayi yaitu persentase persalinan oleh tenaga kesehatan , persentase bayi lahir berat badan rendah, dan persentase penduduk miskin. Untuk Angka Kematian Anak yang berpengaruh signfikan yaitu persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, persentase komplikasi kebidanan yang ditangani ,persentase bayi lahir berat badan rendah, persentase pennduduk miskin dan persentase perempuan kawin dibawah 17 tahun

5.2 Saran

Dari kesimpulan yang didapatkan, maka terdapat beberapa hal yang dapat disarankan antara lain sebagai berikut.

1. Untuk penelitian ini disarankan menggunakan distribusi yang sesuai dengan data sehingga hasil analisis bisa lebih valid
2. Untu Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, perlu melakukan penyuluhan terhadap penting nya kesehatan

bayi dan anak dengan pemahaman dan pengetahuan yang mumpuni tentang tinggi nya Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Anak agar masyarakat Jawa Timur bisa meminimalisir kematian bayi dan anak.

DAFTAR PUSTAKA

BPS Jatim. (2017). Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2017. Surabaya : BPS Provinsi Jawa Timur.

Burnham, K. P., dan Anderson, R. D. (2002). *Model Selection And Multimodel Inference : A Practical Information-Theoretic Approach.* New York: Springer.

Cameron, C., dan Trivedi, P. K. (2005). *Mikroeconometrics Methods and Applications.* UK: Cambridge University Press.

Casella, G., dan Berge, R. L. (2002). *Statistical Inference.* United State of America: Thomson Learning Inc.

Draper, N. R., & Smith, H. (1992). *Analisis Regresi Terapan (2nd Edition).* Alin Bahasa: I. B. Sumantri. Analisis Regresi Terapan (Edisi ke-2). Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.

Ewemoje, T. A., dan ewemooje, O. S. (2011). Best Distribution and Plotting Positions of Daily Maximum Flood Estimation at Ona River in Ogun-Oshun River Basin. *Agricultural Engineering International, 13*, 1-13.

Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics* (Fourth ed.). Gary Burke.

Gupta, A. D. (2008). *Asymptotic Theory of Statistics and Probability.* USA: Springer.

Hartanto (2018). USAID Jalin Project, Dipetik Februari 24, 2019, dari www.jatim.tribunnews.com

Hayati, F. N. (2018). *Estimasi Parameter dan Pengujian Hipotesis Model Regresi Mixed Geographically Weighted Bivariate Weibull.* Surabaya: ITS.

Hogg, R. V., McKean, J. W., dan Craig, A. T. (2013). *Introduction to Matematical Statistics 7 th ed.* Pearson Education, Inc.

Randomservices. (2018). Dipetik Agustus 16, 2018, dari randomservices.org: http://www.randomservices.org/random/special/Gamma.html

McCarthy, J., dan Maine, D. (1992). A Framework for Analyzing the Determinants of Maternal Mortality. *Studies in family Planning*,Vol 23-33.

Nadarajah, S., dan Gupta, A. K. (2006). Some Bivariate Gamma Distributions. *Applied Mathematics* (19), 767-774.

Putri, D. E., Purhadi, dan Prastyo, D. D. (2017). Parameter estimation and hypothesis testing on geographically weighted gamma regression. *Journal of Physics: Conference Series*, 1-7.

Purhadi, Budiani, J. R., dan Purnami, S. W. (2018). Parameter Estimation and Statistical Test in Bivariate Gamma Regression Model. *The 8th Annual Basic Science Onternational Conference 2018*, (hal. 397 - 405). Malang.

Setiawan, D. I. (2017). *Penaksiran Parameter dan Pengujian Hipotesis Pada Geographically Weighted Bivariate Generalized Poisson Regression.* Surabaya: ITS.

Walpole, R. E. (1995). *Introduction to Statistics.* New York:Macmillan.

Wardani, D. K. (2016). *Pendugaan Parameter dan Pengujian Hopotesis Bivariate Generalized Poisson Regression.* Surabaya: ITS.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Penelitian

No	Kabupaten/Kota	Y_1	Y_2	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	Kota Kediri	6,282	6,515	50,29	99,94	2,7	24,07	24,07
2	Kab, Sidoarjo	5,645	7,499	60,31	84,34	1,1	135,42	6,73
3	Kota Malang	6,282	6,778	47,69	93,18	4,9	35,89	8,35
4	Kota Surabaya	5,114	6,609	69,56	91,68	2,1	154,71	9,31
5	Kota Blitar	10,120	10,120	67,27	85,95	5	11,22	10,21
6	Kota Madiun	7,724	10,163	80,06	98,67	6,8	8,70	10,25
7	Kota Mojokerto	3,899	5,361	74,04	100,8	2,8	7,28	10,45
8	Kota Pasuruan	4,203	5,704	40,64	79,83	3,7	14,85	12,27
9	Kab, Jombang	8,143	9,065	65,66	98,33	4,8	131,16	12,51
10	Kab, Gresik	5,262	5,310	76,5	85,64	2,7	164,08	13,21
11	Kab, Bangkalan	8,288	8,866	45,41	65,24	2,3	206,53	14,66
12	Kab, Kediri	6,332	6,536	69,71	91,82	3	191,08	14,79
13	Kab, Nganjuk	9,510	11,450	48,32	78,25	4,2	125,52	15,12
14	Kab, Mojokerto	8,713	9,542	64,57	138,67	4	111,79	15,43
15	Kab, Madiun	6,383	7,032	16,37	91,13	3,2	83,43	15,72
16	Kab, Pacitan	9,466	10,485	30,59	100,48	6,1	85,26	16,29
17	Kota Batu	16,905	17,555	68,67	83,62	4,4	8,77	16,61
18	Kab, Ngawi	9,559	9,835	51,2	119,78	4	123,76	16,86
19	Kab, Magetan	10,480	10,726	66,61	101,15	4,3	65,87	16,97
20	Kab, Blitar	8,306	9,013	73,59	97,43	3,8	112,93	17,09
21	Kab, Ponorogo	13,711	15,346	45,43	110,37	4,6	99,03	17,40
22	Kab, Tulungagung	7,253	8,168	53,78	89,53	3,2	82,80	17,80
23	Kab, Malang	1,653	1,678	60,34	87,58	2,7	283,96	21,23
24	Kab, Lamongan	5,370	5,807	80,13	89,95	4	171,38	21,80

Lampiran 1 Data Penelitian (Lanjutan)

25	Kab, Bojonegoro	9,143	9,974	87,1	99,77	4,5	178,25	21,94
26	Kab, Tuban	6,758	6,944	66,78	88,75	4,6	196,10	22,69
27	Kab, Trenggalek	5,867	6,199	59,73	97,41	4,2	89,77	22,69
28	Kab, Pasuruan	6,855	7,834	76,99	94,37	4	165,64	24,26
29	Kota Probolinggo	23,624	24,161	88,72	81,38	4,9	18,23	24,36
30	Kab, Banyuwangi	4,853	5,203	51,72	88,44	3,1	138,54	25,64
31	Kab, Pamekasan	4,083	4,083	147,07	105,21	3,1	137,77	29,57
32	Kab, Jember	6,157	6,323	62,93	105,06	6,3	266,90	30,48
33	Kab, Lumajang	9,331	9,746	55,4	107,45	4,9	112,65	31,45
34	Kab, Sumenep	2,346	2,417	55,23	97,76	4,2	211,92	33,87
35	Kab, Sampang	8,948	9,144	30,72	97,76	5,2	225,13	35,37
36	Kab, Probolinggo	10,800	12,278	49,04	127,84	5,6	236,72	41,18
37	Kab, Situbondo	16,113	16,113	73,82	134,56	7,7	88,23	43,79
38	Kab, Bondowoso	13,685	14,858	79,73	140,58	7	111,66	50,20

Lampiran 2 Statistika Desktiptif

Variable	Mean	Variance	Minimum	Maximum
Angka Kematian Bayi	8,241	17,885	1,653	23,624
Angka Kematian Anak	8,959	18,622	1,678	24,161
Komplikasi Kebidanan	98,15	267,26	65,24	140,58
Berat Bdan Lahir rendah	4,203	1,987	1,1	7,7
Persalinan oleh tenaga k	62,94	453,09	16,37	147,07
penduduk miskin	121,5	5638,2	7,3	284
Perempuan Kawin dibawah	20,86	103,27	6,73	50,2

Lampiran 3 Korelasi antar Variabel Respon dengan Variabel Prediktor

Correlations: Y1, Y2, X1, X2, X3, X4, X5

```
          Y1       Y2       X1       X2       X3       X4
Y2     0.791
       0.000

X1     0.022    0.036
       0.895    0.830

X2     0.097    0.244    0.052
       0.562    0.140    0.756

X3    -0.084   -0.200    0.714   -0.148
       0.615    0.228    0.000    0.375

X4    -0.088   -0.144    0.739   -0.056    0.807
       0.601    0.388    0.000    0.739    0.000

X5     0.183    0.061    0.146   -0.241    0.227    0.198
       0.272    0.716    0.380    0.145    0.171    0.234
```

Lampiran 4 Uji Korelasi antar Variabel Respon

Correlations: Angka Kematian Bayi, Angka Kematian Anak

```
Pearson correlation of Angka Kematian Bayi and Angka
Kematian Anak = 0.989
P-Value = 0.000
```

Lampiran 5 Uji Multikolineritas

Variabel	VIF
X_1	1,724

X_2	1,807
X_3	1,045
X_4	1,373
X_5	2,264

Lampiran 6 Uji Distribusi Gamma

	AKB	AKA
α	0,05	
Critical Value	0,21544	0,21544
Reject?	No	No

Lampiran 7 Penaksiran Parameter Model BGR

```
         Estimasi Regresi Bivariate Gamma

         Estimate   Std. Error   Z value P-value
b1.0  1.303729103 0.0001522600 8562.5204  0.0000
b1.1  0.013778058 0.0026282372    5.2423  0.0000
b1.2 -0.002181837 0.0032486730   -0.6716  0.5018
b1.3  0.432618927 0.0004036047 1071.8878  0.0000
b1.4 -0.009080268 0.0006185335  -14.6803  0.0000
b1.5 -0.008599415 0.0089239268   -0.9636  0.3352
b2.0  1.547485342 0.0001718360 9005.5930  0.0000
b2.1  0.021368693 0.0013252610   16.1241  0.0000
b2.2 -0.013077076 0.0012333398  -10.6030  0.0000
b2.3  0.619837692 0.0004182994 1481.8040  0.0000
b2.4 -0.008901257 0.0007102125  -12.5332  0.0000
b2.5 -0.031040569 0.0036751870   -8.4460  0.0000
```

Lampiran 8 Uji Serentak Model BGR

```
================================================
                Uji Serentak BGR
================================================
G Kuad              Daerah_Kritis    Kesimpulan
```

```
911.7555    1.635383          Tolak H0 dengan al
fa 5%
================================================
```

Lampiran 9 Syntax Program BGR

```
library(MASS)
data=read.csv("D:/DataFIXjawatimur.csv",sep=",")
View (data)
head(data)
library(hypergeo)
n=nrow(data)
n

alfa = 2
tau = 5
y = as.matrix(data[,1:2])
y
x = as.matrix(cbind(b0=rep(1,n),data[,3:7]))
x
z=ncol(x)
z
p=ncol(x)
p
y1=y[,1]
y1
y2=y[,2]
y2
set.seed(1)
a=glm(data$Y1~data$X1+data$X2+data$X3+data$X4+data$X5,
family=Gamma(link="log"))
a
```

```
d=glm(data$Y2~data$X1+data$X2+data$X3+data$X4+data$X5,
family=Gamma(link="log"))
d

beta1=as.matrix(c(a$coefficients))
beta1

beta2=as.matrix(c(d$coefficients))
beta2

tetaawal=as.matrix(c(alfa,tau,a$coefficients,d$coefficients))
tetaawal

{
eps=100

iterasi=1
while (eps > 0.001 && iterasi<100) {
alfa=tetaawal[1]
alfa
tau=tetaawal[2]
tau
Betha1=tetaawal[3]
Betha1
Betha2=tetaawal[4]
Betha2
btx1=x%*%beta1
btx1
btx2=x%*%beta2
btx2

########Turunan terhadap alfa
```

```
a1=exp(btx1)
a1
a2=exp(btx2)
a3=((y1/a1)+(y2/a2))
a3
a4=-digamma(alfa)
a4
a5=-psigamma(a3,(2*tau-alfa))*log(a3)
a5
a6=(1/gamma(1-2*tau+alfa))
a6
a7=((-psigamma(1-2*tau+alfa))-(pi*1/tan(pi*alfa-
2*pi*tau))+(log((y1*exp(- btx1))+(y2*exp(-
btx2)))))*pi*1/sin((pi*alfa)-(2*pi*tau))
a7
a8=(1/(-2*tau+alfa)^2)*(((y1*exp(-btx1))+(y2*exp(-
btx2)))^(2*tau- alfa))*genhypergeo(2*tau-alfa,1+2*tau-alfa,-
(y1*exp(-btx1))-(y2*exp (-btx2)))
a8
a9=log(a5-((a6*a7)+a8))
a9

ta=a4+a9+log(a3)
ta<-ifelse(is.nan(ta),0,ta)
ta

########turunan terhadap tau
t11=exp(btx1)
t21=exp(btx2)
t31=((y1/t11)+(y2/t21))
t1=-(btx1+btx2)-digamma(tau)
t1
t2=log(y1*y2)
```

```
t2
t3=2*(psigamma(t31,(2*tau-alfa)))*log(t31)
t4=(1/gamma(1-2*tau+alfa))
t5=((-psigamma(1-2*tau+alfa))-(pi*1/tan(pi*alfa-
2*pi*tau))+(log((y1*exp(- btx1))+(y2*exp(-
btx2)))))*pi*1/sin((pi*alfa)-(2*pi*tau))
t6=(1/(-2*tau+alfa)^2)*(((y1*exp(-btx1))+(y2*exp(-
btx2)))^(2*tau- alfa))*genhypergeo(2*tau-alfa,1+2*tau-alfa,-
(y1*exp(-btx1))-(y2*exp (-btx2)))
t7=log(t3+((2*t4*t5)+t6))
t8=-2*log(t31)
ttau=t1+t2+2*t7+t8
ttau<-ifelse(is.nan(ttau),0,ttau)
ttau

###turunan terhadap beta1
b1=matrix(NA,n,p)
b11=matrix(NA,n,p)
b12=matrix(NA,n,p)
b13=matrix(NA,n,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{
{
b11[i,]=-tau*x[i,]
b12[i,]=log
(y1[i])*x[i,]*(((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2[i])))^(2*tau-
alfa-1))*(1/exp(btx1[i]))*exp((-y1[i]/exp(btx1[i]))-
(y2[i]/exp(btx2[i])))
b13[i,]=(alfa-2*tau)*(-
(y1[i]*x[i,]))/((exp(btx1[i]))*((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2
[i]))))
```

```
b1[i,]=b11[i,]+b12[i,]+b13[i,]
}
}
b1
b1<-ifelse(is.nan(b1),0,b1)


####turunan terhadap beta2
b2=matrix(NA,n,p)
b21=matrix(NA,n,p)
b22=matrix(NA,n,p)
b23=matrix(NA,n,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{
{
b21[i,]=-tau*x[i,]
b22[i,]=log
(y2[i])*x[i,]*(((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2[i])))^(2*tau-
alfa-1))*(1/exp(btx2[i]))*exp((-y1[i]/exp(btx1[i]))-
(y2[i]/exp(btx2[i])))
b23[i,]=(alfa-2*tau)*(-
(y2[i]*x[i,]))/((exp(btx2[i]))*((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2
[i]))))

b2[i,]=b21[i,]+b22[i,]+b23[i,]
}
}
b2
b2<-ifelse(is.nan(b2),0,b2)
```

```
#########################################################
#######

g1=cbind(ta,ttau,b1,b2)
g1
taa=sum(ta)
taa
ttaua=sum(ttau)
ttaua
b111=rep(NA,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{{
b111[l]=sum(b1[,l])
}}
b222=rep(NA,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{{
b222[l]=sum(b2[,l])
}}
g=as.matrix(c(taa,ttaua,b111,b222))
g
H=(((t(g1))%*%(g1)))
H
Hinv=ginv(H)
Hinv
write.csv(H,"D:/OUTPUT.csv")

tetaakhir=tetaawal+(Hinv%*%(g))
alfa=tetaakhir[1]
tau=tetaakhir[2]
alfa=ifelse(alfa > 0, alfa, 0.1)
```

```
tau=ifelse(tau > 0 , tau, 0.1)
beta1=tetaakhir[3:(p+2)]
beta2=tetaakhir[(p+3):((2*p)+2)]

tetaakhir=c(alfa,tau,beta1,beta2)
error=abs(tetaakhir-tetaawal)
eps=sqrt(sum(error^2))

tetaawal=c(alfa,tau,beta1,beta2)
iterasi=iterasi+1
}

tetaakhir=tetaawal
tetaakhir
beta1=tetaakhir[3:(p+2)]
beta2=tetaakhir[(p+3):((2*p)+2)]
alfa
alfa=tetaakhir[1]
tau=tetaakhir[2]
tau
#Untuk uji parsial
diag(Hinv)
SE=sqrt(diag(Hinv))
SE
tetaawal
z_value=tetaawal/SE
z_value
pv=2*pnorm(abs(z_value),lower.tail=FALSE)
pv
tetaprin=tetaakhir[3:((2*p)+2)]
SEprin=SE[3:((2*p)+2)]
z_valueprin=z_value[3:((2*p)+2)]
pvprin=pv[3:((2*p)+2)]
```

```
pvprin
{
cat("============================================
=====================","\n")
cat("            Estimasi Regresi Bivariate Gamma","\n")
cat("============================================
=====================","\n")
}
table <- cbind(tetaprin, SEprin,
z_valueprin=round(z_valueprin,4),  Pvprin=round(pvprin,4))
table
table1 <- data.frame(table, stringsAsFactors = FALSE,
row.names =
                    c(paste('b1.',0:(p-1),sep='')
                    ,paste('b2.',0:(p-1),sep='')))
table1
colnames(table1) <- c("Estimate", "Std. Error", "Z value", "P-
value")
write.table (table1, "D:/Table.txt", sep="\t")
print(table1)
{cat("============================================
======================","\n")}
}
{
btx1=x%*%beta1
btx2=x%*%beta2
A1=exp(btx1)
A2=exp(btx2)
A3=(y1/A1)+(y2/A2)
A=(-tau*(btx1+btx2))-log(gamma(tau))-log(gamma(alfa))
B=(tau-1)*log(y1*y2)
C=(alfa-2*tau)*log(A3)
D1=psigamma(A3,(2*tau-alfa))
```

```
D1<-ifelse((D1<0),1,D1)
D1
D=log(D1)
D
LLH11=A+B+C+D
LLH11
LLH1=sum(LLH11)
LLH1
p=4
p
df1=2*p
df1
z1=df1+2
z1
AIC=-2*LLH1+(2*z1)
AIC
AICc=AIC+((2*z1*(z1+1))/(n-z1-1))
AICc
}

y1had=exp(btx1)
y2had=exp(btx2)
{
{



cat("==============================================
======================","\n")
cat("           Estimasi Regresi Bivariate Gamma Dibawah
H0","\n")
cat("==============================================
======================","\n")
```

```
}
alfa = 2
tau = 9
y = as.matrix(data[,1:2])
x = as.matrix(cbind(b0=rep(1,n)))
p=ncol(x)
y1=y[,1]
y2=y[,2]
a=glm(data$Y1~data$X1,family=Gamma(link="log"))
d=glm(data$Y2~data$X1,family=Gamma(link="log"))

betaa1=as.matrix(c(a$coefficients))
betaa2=as.matrix(c(d$coefficients))

beta1=betaa1[1]
beta2=betaa2[1]
tetaawal=as.matrix(c(alfa,tau,beta1,beta2))

eps=100

iterasi=1
while (eps > 0.001 && iterasi<100) {
alfa=tetaawal[1]
tau=tetaawal[2]
Betha1=tetaawal[3]
Betha2=tetaawal[4]
btx1=x%*%beta1
btx2=x%*%beta2

########Turunan terhadap alfa

a1=exp(btx1)
a2=exp(btx2)
```

```
a3=((y1/a1)+(y2/a2))
a4=-digamma(alfa)
a5=-psigamma(a3,(2*tau-alfa))*log(a3)
a6=(1/gamma(1-2*tau+alfa))
a7=((-psigamma(1-2*tau+alfa))-(pi*1/tan(pi*alfa-
2*pi*tau))+(log((y1*exp(- btx1))+(y2*exp(-
btx2)))))*pi*1/sin((pi*alfa)-(2*pi*tau))
a8=(1/(-2*tau+alfa)^2)*(((y1*exp(-btx1))+(y2*exp(-
btx2)))^(2*tau- alfa))*genhypergeo(2*tau-alfa,1+2*tau-alfa,-
(y1*exp(-btx1))-(y2*exp (-btx2)))
a9=log(a5-((a6*a7)+a8))
ta=a4+a9+log(a3)
ta<-ifelse(is.nan(ta),0,ta)

########turunan terhadap tau
t11=exp(btx1)
t21=exp(btx2)
t31=((y1/t11)+(y2/t21))
t1=-(btx1+btx2)-digamma(tau)
t2=log(y1*y2)
t3=2*(psigamma(t31,(2*tau-alfa)))*log(t31)
t4=(1/gamma(1-2*tau+alfa))
t5=((-psigamma(1-2*tau+alfa))-(pi*1/tan(pi*alfa-
2*pi*tau))+(log((y1*exp(- btx1))+(y2*exp(-
btx2)))))*pi*1/sin((pi*alfa)-(2*pi*tau))
t6=(1/(-2*tau+alfa)^2)*(((y1*exp(-btx1))+(y2*exp(-
btx2)))^(2*tau- alfa))*genhypergeo(2*tau-alfa,1+2*tau-alfa,-
(y1*exp(-btx1))-(y2*exp (-btx2)))
t7=log(t3+((2*t4*t5)+t6))
t7[is.nan(t7)]=0
ttau=t1+t2+2*t7+t8
ttau<-ifelse(is.nan(ttau),0,ttau)
```

```
###turunan terhadap beta1
b1=matrix(NA,n,p)
b11=matrix(NA,n,p)
b12=matrix(NA,n,p)
b13=matrix(NA,n,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{
{
b11[i,]=-tau*x[i,]
b12[i,]=log
(y1[i])*x[i,]*(((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2[i])))^(2*tau-
alfa-1))*(1/exp(btx1[i]))*exp((-y1[i]/exp(btx1[i]))-
(y2[i]/exp(btx2[i])))
b13[i,]=(alfa-2*tau)*(-
(y1[i]*x[i,]))/((exp(btx1[i]))*((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2
[i]))))

b1[i,]=b11[i,]+b12[i,]+b13[i,]
}
}
b1
b1<-ifelse(is.nan(b1),0,b1)

####turunan terhadap beta2
b2=matrix(NA,n,p)
b21=matrix(NA,n,p)
b22=matrix(NA,n,p)
b23=matrix(NA,n,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{
{
```

```
b21[i,]=-tau*x[i,]
b22[i,]=log
(y2[i])*x[i,]*(((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2[i])))^(2*tau-
alfa-1))*(1/exp(btx2[i]))*exp((-y1[i]/exp(btx1[i]))-
(y2[i]/exp(btx2[i])))
b23[i,]=(alfa-2*tau)*(-
(y2[i]*x[i,]))/((exp(btx2[i]))*((y1[i]/exp(btx1[i]))+(y2[i]/exp(btx2
[i]))))

b2[i,]=b21[i,]+b22[i,]+b23[i,]
}
}
b2
b2<-ifelse(is.nan(b2),0,b2)

###########################################################
#######

g1=cbind(ta,ttau,b1,b2)
g1
taa=sum(ta)
ttaua=sum(ttau)
b111=rep(NA,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{{
b111[l]=sum(b1[,l])
}}
b222=rep(NA,p)
for (l in 1:p)
for (i in 1:n)
{{
b222[l]=sum(b2[,l])
```

```
}}
g=as.matrix(c(taa,ttaua,b111,b222))
H=(((t(g1))%*%(g1)))
Hinv=ginv(H)

tetaakhir=tetaawal+(Hinv%*%(g))
alfa=tetaakhir[1]
tau=tetaakhir[2]
alfa=ifelse(alfa > 0, alfa, 0.1)
tau=ifelse(tau > 0 , tau, 0.1)
beta1=tetaakhir[(p+2)]
beta2=tetaakhir[(p+3)]

tetaakhir=c(alfa,tau,beta1,beta2)
error=abs(tetaakhir-tetaawal)
eps=sqrt(sum(error^2))

tetaawal=c(alfa,tau,beta1,beta2)
iterasi=iterasi+1
} tetaakhir=tetaawal
beta1=tetaakhir[(p+2)]
beta2=tetaakhir[(p+3)]
alfa=tetaakhir[1]
tau=tetaakhir[2]

#Untuk uji parsial
diag(Hinv)
SE=sqrt(diag(Hinv))
SE
z_value=tetaawal/SE
z_value
pv=2*pnorm(abs(z_value),lower.tail=FALSE)
pv
```

```
tetaprin=tetaakhir[3:4]
SEprin=SE[3:4]
z_valueprin=z_value[3:4]
pvprin=pv[3:4]
pvprin

{
cat("============================================
======================","\n")
cat("            Estimasi Regresi Bivariate Gamma di Bawah
H0","\n")
cat("============================================
======================","\n")
}

table <- cbind(tetaprin, SEprin,
z_valueprin=round(z_valueprin,4),  Pvprin=round(pvprin,4))
table1 <- data.frame(table, stringsAsFactors = FALSE,
row.names =
                    c(paste('b1.',0,sep='')
                    ,paste('b2.',0,sep='')))
colnames(table1) <- c("Estimate", "Std. Error", "Z value", "P-
value")
write.table (table1, "D:/TableH0.txt", sep="\t")
print(table1)
{cat("===========================================
======================","\n")}

btx1=x%*%beta1
btx2=x%*%beta2
J1=exp(btx1)
J2=exp(btx2)
```

```
J3=(y1/J1)+(y2/J2)
J=(-tau*(btx1+btx2))-log(gamma(tau))-log(gamma(alfa))
K=(tau-1)*log(y1*y2)
L=(alfa-2*tau)*log(J3)
M1=psigamma(J3,(2*tau-alfa))
M1<-ifelse((M1<0),1,M1)
M=log(M1)
LLH00=J+K+L+M
LLH0=sum(LLH00)
df2=2*p
ChisqTabel=qchisq(0.05,(df1-df2))
GkuadBGR=2*(LLH1-LLH0)
GkuadBGR

{cat("=======================================
=====================","\n")
cat("                Uji Serentak BGR","\n")
cat("========================================
====================","\n")
cat("G Kuad          Daerah_Kritis    Kesimpulan","\n")
cat(  GkuadBGR,"  ",       ChisqTabel,"        ",if(GkuadBGR>
ChisqTabel){ ("Tolak H0 dengan alfa 5%")
} else{("Gagal Tolak H0 dengan alfa 5%")
},"\n")
cat("========================================
====================","\n")
```

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMKSD ITS,

Nama : Arrafi Dwiargatra
NRP : 062115 4000 0124

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari publikasi Profil Kesehatan Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2017dan Publlikasi BPS jumlah penduduk miskin yaitu :

Sumber : Data dari website

1. http://www.depkes.go.id/resources/download/profil/PROFIL_KES_PROVINSI_2017/15_Jatim_2017.pdf
2. https://jatim.bps.go.id/statictable/2018/01/30/754/jumlah-penduduk-miskin-menurut-kabupaten-kota-di-provinsi-jawa-timur-tahun-2012---2018.html

Keterangan :

1. Data jumlah kematian bayi dan anak tahun 2017tiap Kabupaten/Kota
2. Data persalinan ditangani oleh tenaga kesehatan dan komplikasi kebidanan yang dialami tahun 2017 tiap Kabupaten/Kota
3. Data bayi lahri berat badan rendah tahun 2017 tiap Kabupaten/Kota
4. Data Penduduk miskin tahun 2017 tiap Kabupaten/Kota

5. Data Perempuan kawin di bawah 17 tahun tahun 2017 tiap Kabupaten/Kota

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Surabaya, Juni 2019

Mengetahui,
Pembimbing Tugas Akhir

Dr. Purhadi M.Sc
NIP. 19620204 198701 1 001

Mahasiswa

Arrafi Dwiargatra
NRP. 062115 4000 0002

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BIODATA PENULIS

Penulis dilahirkan di Surabaya, 8 Surabaya 1998 dengan nama lengkap Arrafi Dwiargatra, biasa dipanggil Arrafi. Penulis menempuh pendidikan formal di SD Hang Tuah 7, SMPN 28 Surabaya, dan SMAN 13 Surabaya. Kemudian penulis diterima sebagai mahasiswa Departemen Statistika ITS pada tahun 2015. Selama masa perkuliahan, penulis aktif di Departemen Kesenian dan Olahraga Himpunan Mahasiswa Statistika ITS (HIMASTA-ITS) sebagai Ketua Departemen periode 2017-2018 dan Departemen Perekonomian Badan Eksekutif Mahasiswa FMIPA ITS pada periode 2016-2017. Bagi pembaca yang ingin berdiskusi, memberikan saran, dan kritik mengenai Tugas Akhir ini dapat disampaikan melalui email arrafidwi@gmail.com atau melalui nomor 081703985758.