TUGAS AKHIR – SS141501

# PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT MOBIL DI PT. X DENGAN *BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION* DAN *BAYESIAN MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION*

**IKACIPTA MEGA AYUPUTRI**
**NRP 062114 4000 0044**

**Dosen Pembimbing**
**Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D**
**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Sc**

**PROGRAM STUDI SARJANA**
**DEPARTEMEN STATISTIKA**
**FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA**
**INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER**
**SURABAYA 2018**

TUGAS AKHIR – SS141501

# PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT MOBIL DI PT. X DENGAN *BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION* DAN *BAYESIAN MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION*

IKACIPTA MEGA AYUPUTRI
NRP 062114 4000 0044

Dosen Pembimbing
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D
Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Sc

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018

**FINAL PROJECT – SS141501**

# FREQUENCY MODEL OF CAR CREDIT PAYMENT IN PT. X USING BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION AND BAYESIAN MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION

**IKACIPTA MEGA AYUPUTRI**
**SN 062114 4000 0044**

**Supervisor**
**Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D**
**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Sc**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME**
**DEPARTMENT OF STATISTICS**
**FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING, AND DATA SCIENCE**
**INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER**
**SURABAYA 2018**

# LEMBAR PENGESAHAN

## PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT MOBIL DI PT. X DENGAN *BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION* DAN *BAYESIAN MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION*

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

Oleh :
**Ikacipta Mega Ayuputri**
NRP. 06211440000044

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

**Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D**
NIP. 19621015 198803 1 002 ( )

**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Sc**
NIP. 1300201405001 ( )

Mengetahui,
Kepala Departemen

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

**Dr. Suhartono**
NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2018

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

**PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT MOBIL DI PT. X DENGAN *BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION* DAN *BAYESIAN MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION***


| | |
|---|---|
| **Nama** | **: Ikacipta Mega Ayuputri** |
| **NRP** | **: 062114 4000 0044** |
| **Departemen** | **: Statistika FMKSD-ITS** |
| **Dosen Pembimbing** | **: Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D** |
| | **Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Sc** |


## Abstrak


*Hadirnya layanan jasa dari lembaga pembiayaan bertujuan untuk menyediakan alternatif pembiayaan pembelian barang yang diinginkan, salah satunya pembelian mobil. Perusahaan pembiayaan mengandalkan perbankan dan lembaga keuangan guna memenuhi kebutuhan sumber dana. Dalam melakukan pengelolaan kreditnya, PT. X menghadapi berbagai masalah, salah satunya permasalahan nasabah gagal bayar (default). Salah satu langkah yang dapat dilakukan untuk meminimalisir terjadinya resiko tersebut adalah dengan melakukan pemodelan terhadap faktor penyebabnya ditinjau dari frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga mencapai batas toleransi yang diberikan oleh PT. X dimana frekuensi tersebut berdistribusi geometri. Pemodelan dilakukan dengan Bayesian Geometric Regression dan Bayesian Mixture Geometric Regression dimana kedua model menunjukkan variabel yang berpengaruh signifikan adalah status perkawinan, uang muka, lama angsuran, lama menempati tempat tinggal, dan besarnya premi asuransi. Model Bayesian Geometric Regression lebih baik dalam memodelkan frekuensi pembayaran kredit karena memiliki nilai DIC paling kecil.*



***Kata Kunci : Bayesian, Geometric Regression, Kredit Macet, Lembaga Pembiayaan, Mixture Model.***

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

**FREQUENCY MODEL OF CAR CREDIT PAYMENT IN PT. X USING BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION AND BAYESIAN MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION**


| | |
|---|---|
| **Name** | **: Ikacipta Mega Ayuputri** |
| **Student Number** | **: 062114 4000 0044** |
| **Department** | **: Statistika FMKSD-ITS** |
| **Supervisor** | **: Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D** |
| | **Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Sc** |



## Abstract

*The existence of multifinance companies provide an alternative financing on the purchase of goods. One of them is the purchase of cars. Multifinance companies rely on banks and financial institutions as source of their funds. In distributing funds to customers as credit, multifinance companies has two necessary risks, prepayment risk and default risk. PT. X is one of the used car multfinance companies. In conducting credit management, PT. X faced various problems, one of them is the failure of customers to make credit payment (default risk). Therefore, to minimize the default risk is determine the factors that affect survival of customers to make credit payment, in terms of frequency of credit payments by customers that are distributed geometry. The modelling using Bayesian Geometric Regression and Bayesian Mixture Geometric Regression. The best model of this research is modelling using Bayesian Geometric Regression method because has lower DIC values than Bayesian Mixture Geometric Regression. Modelling using Bayesian Geometric Regression show the significant variables are marital status, down payment, installment length, length of stay, and insurance.*



***Keywords: Bayesian, Credit Payment, Geometric Regression, Mixture Model, Multifinance Company.***

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, karunia dan pertolongan-Nya yang tak pernah berhenti diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir dengan judul, **"Pemodelan Frekuensi Pembayaran Kredit Mobil di PT. X dengan *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*"** dengan baik, lancar, dan tepat waktu.

Dalam menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini, penulis telah banyak menerima bantuan serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua beserta keluarga atas doa, dukungan, dan semangat yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini dengan lancar.
2. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D dan Ibu Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Sc yang bersedia membimbing, memberikan waktu, serta arahan dan masukan dalam penyusunan Laporan Tugas Akhir sehingga dapat mendidik penulis untuk senantiasa menjadi lebih baik.
3. Ibu Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS dan Ibu Irhamah, Ph.D selaku dosen penguji yang telah memberikan kritikan serta saran demi kesempurnaan Laporan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika FMKSD ITS dan Bapak Dr. Sutikno selaku Ketua Program Studi Sarjana beserta jajarannya yang selalu membimbing teman-teman dalam menjalani Tugas Akhir.
5. Ibu Adatul Mukarromah, S.Si, M.Si atas bimbingannya dalam mengajarkan penggunaan software Mathematica.
6. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan yang tak ternilai harganya, serta segenap karyawan Departemen Statistika ITS.
7. Seluruh teman-teman Statistika ITS angkatan 2014 dan khususnya Aini, Anggun, Zahrina, Octavianta, Lilik, Fatchi,

Nikita, Dedi, Bekti, Dewi, Shintia, Dwilaksana atas dukungan, doa serta bantuannya sehingga penulis dapat menyampaikan keluh kesah serta kebahagiaan dalam menyelesaikan Tugas Akhir.

8. Salah satu penyemangat utamaku, yaitu Ega Erica Alan atas doa dan dukungannya selama kita mengenal sehingga membuatku semangat dalam menyelesaikan Tugas Akhir, terutama di saat-saat suntuk.
9. Teman-teman SMA: Ardanik, Alme, Astrid, Faiq, Putri, Faiz, dan Caca atas dukungan dan doanya.
10. Semua teman, relasi dan berbagai pihak yang tidak bisa kami sebutkan namanya satu persatu yang telah membantu dalam penulisan laporan ini.

Penulis berharap Laporan Tugas Akhir ini dapat memberikan sumbangan yang bermanfaat bagi masyarakat dan bagi ilmu pengetahuan. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan dan penyusunan Laporan Tugas Akhir ini masih banyak kekurangan serta masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, saran dan kritik dari segala pihak yang bersifat membangun sangat diharapkan demi kesempurnaan penulis selanjutnya.

Surabaya, Juli 2018

Penulis

# DAFTAR ISI

# DAFTAR GAMBAR

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# DAFTAR TABEL

# DAFTAR LAMPIRAN

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# BAB I

# PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Pertumbuhan ekonomi di Indonesia yang semakin meningkat menyebabkan tingginya kebutuhan masyarakat akan kendaraan sebagai alat transportasi dalam mempermudah aktivitasnya. Salah satu mode transportasi yang banyak diminati oleh masyarakat adalah mobil. Pada umumnya, mobil baru menjadi idaman bagi setiap orang, tetapi tidak semua mampu membelinya. Pembelian mobil bekas bagi sebagian masyarakat Indonesia menjadi salah satu alternatif yang paling mudah dan cepat untuk memiliki sarana transportasi. Kondisi seperti itulah yang membuat pasar mobil bekas di Indonesia selalu diminati. Semakin pesatnya perkembangan sektor industri otomotif nasional dan melonjaknya angka penjualan mobil baru juga mendorong pertumbuhan penjualan mobil bekas di Indonesia.

Pembelian dan penjualan mobil bekas tidak lepas dari adanya lembaga pembiayaan. Hadirnya layanan jasa dari lembaga pembiayaan bertujuan untuk menyediakan alternatif pembiayaan pembelian barang yang diinginkan, termasuk pembelian mobil bekas. Industri pembiayaan di Indonesia saat ini semakin berkembang. Hal tersebut dapat dilihat dari meningkatnya pertumbuhan penyaluran kredit pada tahun 2017 yaitu sebesar 10,6% (Bank Indonesia, 2017). Peningkatan jumlah kredit berhubungan dengan PDB riil, inflasi, serta suku bunga kredit. Dalam jangka panjang, permintaan kredit dipengaruhi secara positif oleh aktivitas perekonomian dan secara negatif oleh suku bunga kredit dan inflasi. (Utari, Arimurti, & Kurniati, 2012).

Berbeda dengan perbankan, perusahaan pembiayaan menghimpun dana tidak melalui masyarakat secara langsung. Perusahaan pembiayaan mengandalkan perbankan dan lembaga keuangan guna memenuhi kebutuhan sumber dana. Selain melalui pinjaman, perusahaan pembiayaan mendapatkan dana dapat juga melalui penerbitan surat berharga seperti obligasi. Dalam hal pendanaan yang disalurkan kepada nasabah, perusahaan pembiayaan memiliki dua kemungkinan resiko yang timbul dari penyaluran kredit kepada nasabah. Kemungkinan resiko yang paling sering terjadi pada sistem pembelian secara kredit adalah pelunasan hutang lebih awal (*prepayment*) atau nasabah gagal bayar (*default*). Kedua hal ini menyebabkan arus kas (*cash flow*) pengembalian pinjaman tidak sesuai perjanjian. *Default* dan *prepayment risk* merupakan hal yang pasti terjadi pada setiap peru-sahaan pembiayaan, yang perlu dilakukan adalah mengelola kedua hal ini pada tingkat dimana perusahaan masih dalam kondisi untung.

Rachman (2011) melakukan penelitian dengan metode *Value at Risk* untuk menganalisa resiko kredit Bank X Bogor. Penelitian tersebut menyebutkan bahwa faktor-faktor yang menyebabkan permasalahan bahkan kegagalan dalam pengembalian kredit adalah faktor internal dan faktor eksternal. Faktor internal terdiri dari internal debitur dan internal bank. Internal debitur bersumber dari unsur kesengajaan maupun ketidaksengajaan debitur sedangkan internal bank dikarenakan kurang telitinya analisis terhadap karakter calon debitur dan kurangnya pengawasan serta pembinaan terhadap debitur. Sedangkan faktor eksternal yang menyebabkan adalah kegiatan ekonomi makro atau kebijakan pemerintah yang tidak dapat diperkirakan oleh bank, adanya bencana dan kejadian-kejadian lain di luar dugaan, dan persaingan yang tajam antar lembaga bank. Penelitian yang dilakukan oleh Hakim (2008) menggunakan *Proportional Hazard Model* menganalisa variabel yang berpengaruh terhadap *survival* kredit yang diberikan oleh perusahaan pembiayaan motor PT. XXX. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa variabel uang muka atau DP mempunyai tingkat signifikansi paling tinggi dibandingkan variabel lainnya. Selain itu, variabel lain yang berpengaruh terhadap *survival* kredit adalah daerah dan suku bunga. Endang (2014) melakukan penelitian terhadap faktor-faktor penyebab kredit macet sepeda motor pada perusahaan pembiayaan PT. Mega Finance Palembang. Penelitian tersebut menggunakan metode kualitatif yang kemudian dikaitkan dengan teori-teori yang relevan dengan permasalahan. Hasil penelitian tersebut menyimpulkan bahwa beberapa faktor yang menyebabkan kredit bermasalah di PT. Mega Finance Palembang adalah kesalahan penilaian awal 5C oleh *Acquisition Supervisor* (ASV), penyimpangan petugas kredit dalam melakukan prosedur *Post NPP Checking*, penyimpangan dalam besaran DP 25% yang harus dibayarkan serta ketergantungan pada perusahaan dealer yang berdampak pada meningkatnya penjualan tidak diikuti oleh kemampuan membayar angsuran. Penelitian lain yang berkaitan dengan pemodelan regresi geometrik pernah dilakukan oleh Irawan, dkk (2017) dengan studi kasus pemodelan perulangan pengobatan pasien kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo dengan menggunakan regresi geometri Bayesian dan regresi *mixture* geometri Bayesian. Penelitian tersebut menyebutkan bahwa regresi geometri Bayesian tidak menghasilkan estimasi parameter yang signifikan, akan tetapi apabila didekati dengan distribusi binomial negatif terdapat dua parameter yang signifikan yaitu jumlah kemoterapi dan status anemia. Selain itu, penelitian tersebut menyebutkan bahwa model terbaik yang dapat merepresentasikan jumlah perulangan pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks adalah regresi geometri Bayesian dengan pendekatan distribusi binomial negatif karena memiliki nilai DIC paling kecil.

PT. X merupakan salah satu perusahaan pembiayaan mobil bekas. Dalam melakukan pengelolaan kreditnya, PT. X menghadapi berbagai masalah, salah satunya permasalahan nasabah gagal bayar (*default*). Setiap nasabah memiliki kewajiban melakukan pembayaran kredit sesuai dengan perjanjian yang telah disepakati. Nasabah PT. X dinyatakan gagal dalam melakukan pembayaran kredit (*default*) apabila dalam suatu tahap bayar yang telah dilakukan terdapat keterlambatan pembayaran kredit hingga 210 hari. Untuk mengurangi kerugian perusahaan akibat *default risk*, maka akan dilakukan pemodelan faktor-faktor penyebab gagalnya nasabah dalam melakukan pembayaran kredit sehingga PT. X dapat menerapkan kebijakan yang tepat di kemudian hari. Oleh sebab itu, variabel respon dalam penelitian ini adalah frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan nasabah hingga dinyatakan gagal bayar. Kegagalan nasabah dalam membayarkan kredit adalah kejadian sukses pada distribusi geometri. Distribusi geometri merupakan distribusi peluang banyaknya usaha yang diperlukan untuk mendapatkan sukses yang pertama. *Geometric regression* adalah kasus spesial dari regresi negatif binomial dengan parameter dispersi sama dengan satu. Pemodelan *geometric regression* tidak dapat dilakukan dengan pemodelan linear biasa, melainkan harus dilakukan dengan metode *Generalized Linear Model* (GLM). Pola data frekuensi pembayaran kredit diindikasikan memiliki *mixture distribution* sehingga akan dilakukan pula pemodelan dengan *mixture-geometric regression*. Estimasi parameter model dengan metode *likelihood* tidak dapat dilakukan karena penyelesaian model *mixture* sulit dilakukan, maka estimasi parameter dilakukan dengan metode Bayesian. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dijadikan rekomendasi kepada PT. X untuk memperhatikan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan nasabah dalam membayar kredit.

## 1.2 Permasalahan

Nasabah yang gagal melakukan pembayaran kredit di PT. X dapat diketahui melalui menunggaknya nasabah di suatu tahap bayar hingga 210 hari tidak melakukan pembayaran kredit. Penelitian ini akan mengidentifikasi karakteristik frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan oleh nasabah gagal bayar kredit serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya. Identifikasi karakteristik dilakukan untuk mengetahui pola pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar. *Geometric regression* digunakan karena gagalnya nasabah melakukan pembayaran kredit merupakan kejadian sukses dalam distribusi geometri sehingga akan dilakukan analisa pengaruh variabel yang diduga mempengaruhi kegagalan nasabah PT. X dalam membayarkan kredit dengan menggunakan metode *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*. Metode Bayesian digu-nakan untuk menaksir parameter regresi geometri karena estimasi dengan metode *likelihood* tidak dapat dilakukan untuk menaksir parameter pada model *mixture*. Selanjutnya, hasil estimasi kedua metode tersebut akan dibandingkan untuk mendapatkan pemodelan yang paling baik berdasarkan kriteria DIC (*Deviance Information Criterion*) yang paling kecil.

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengidentifikasi karakteristik frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar PT. X serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.
2. Memodelkan frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar PT. X beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya dengan *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*.
3. Mendapatkan model terbaik dengan membandingkan kedua metode berdasarkan nilai DIC masing-masing model.

## 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan melalui penelitian ini adalah mendapatkan model yang merepresentasikan ketahanan nasabah PT. X dalam melakukan pembayaran kredit berdasarkan frekuensi pembayaran kreditnya. Hasil penelitian ini dapat dijadikan rekomendasi bagi perusahaan dalam pengambilan kebijakan penerimaan pengajuan kredit nasabah agar terhindar dari kerugian akibat kegagalan pembayaran kredit (*default*). Penelitian ini dapat digunakan sebagai tambahan wawasan keilmuan statistika sebagai pengembangan penerapan metode analisis *survival* dalam bidang *finance*.

## 1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini hanya dibatasi pada nasabah PT. X yang memiliki keterlambatan pembayaran di suatu tahap pembayaran hingga 210 hari. Nasabah yang menjadi sampel pada penelitian ini terdaftar sebagai nasabah gagal bayar PT. X pada Juni 2010 hingga Februari 2018.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# BAB II

# TINJAUAN PUSTAKA

## 2.1 Analisis Regresi

Analisis regresi adalah suatu analisis yang bertujuan untuk menunjukkan hubungan matematis antara variabel respon dengan variabel prediktor (Setiawan & Kusrini, 2010). Analisis regresi menggunakan model linear untuk merepresentasikan hubungan di antara variabel respon dan prediktor. Persamaan umum model linear klasik yang paling sederhana untuk digunakan dalam analisis regresi didefinisikan pada persamaan (2.1).

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \tag{2.1}$$

dimana $y$ adalah variabel respon yang nilainya tergantung oleh nilai variabel prediktor $x$. Peubah $x$ merupakan peubah tidak acak, $\beta_0$ merupakan *intercept* atau konstanta, dan $\beta_1$ adalah parameter model yang belum diketahui nilainya sekaligus menentukan koefisien dari peubah tetap. Pada model linear, $\varepsilon$ adalah residual yang merupakan selisih antara nilai aktual $y$ dengan nilai prediksinya dimana $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

Seiring dengan perkembangan keilmuan dan permasalahan pemodelan yang digunakan dalam analisis regresi, maka tercetuslah *General Linear Model* (GLM) yang merupakan perkembangan dari model linear dengan melibatkan kompleksitas variabel prediktor yang ditandai dengan banyaknya variabel prediktor maupun skala pengukuran pada variabel prediktor. (Irawan, Iriawan, & Purnami, 2017). Bentuk *General Linear Model* yang paling umum ditemui adalah regresi linear berganda. Bentuk umum regresi linear berganda dengan variabel prediktor sebanyak $p$ disajikan dalam persamaan (2.2).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + ... + \beta_p X_{pi} + \varepsilon_i \tag{2.2}$$

dimana $Y_i$ merupakan variabel respon untuk pengamatan ke-$i$ ($i$=1,2,...,$n$). $X_{1i}, X_{2i}, ..., X_{pi}$ merupakan variabel prediktor, sedangkan $\beta_0, \beta_1, ..., \beta_p$ parameter (koefisien) yang akan ditaksir, dan $\varepsilon_i$ merupakan *noise* atau *error*. Terdapat beberapa metode estimasi parameter pada *General Linear Model* seperti metode kuadrat terkecil (*least square*), *maximum likelihood*, dan estimasi Bayesian. GLM banyak digunakan dalam menyelesaikan permasalahan sosial dan statistika terapan. Beberapa permasalahan univariat metode yang meng-gunakan GLM antara lain uji *t*, Analisis Varian (ANOVA), Analisis Kovarian (ANCOVA), analisis regresi, dan lainnya. Untuk kasus multivariat antara lain analisis faktor, analisis klaster, *multidimensional scalling*, analisis diskriminan, korelasi kanonik, dan analisis lain. *General Linear Model* mensyaratkan variabel respon mengikuti distribusi normal dan estimasi untuk mendapatkan nilai parameter biasanya dilakukan dengan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

Model linear dan *General Linear Model* tidak dapat menyelesaikan permasalahan dalam analisis regresi dengan variabel respon yang tidak berdistribusi normal. Adanya permasalahan tersebut, Nelder dan Wedderbern pada tahun 1972 mencetuskan ide mengenai *Generalized Linear Model* (GLMs). GLMs merupakan perkembangan dari *General Linear Model* yang memungkinkan variabel respon tidak mengikuti distribusi normal. Dalam GLMs, variabel respon diasumsikan mengikuti distribusi keluarga eksponensial. GLMs menaungi lebih banyak model yang tidak dapat diselesaikan dengan linear model dan *General Linear Model* sebagaimana ditampilkan pada Tabel 2.1 (Agresti, 2013). Tabel 2.1 menunjukkan bahwa kelebihan GLMs dibandingkan model linear atau GLM antara lain dapat menaungi model dalam analisis regresi yang tidak dapat diselesaikan dengan model linear maupun GLM karena tidak perlu mengubah variabel respon untuk memiliki distribusi normal, terdapat *link between function* yang membuat model lebih fleksibel, serta homogenitas varians tidak harus terpenuhi.

*Generalized Linear Model* (GLMs) dapat ditransisikan ke bentuk model linear. Tiga komponen yang diperlukan sebagai transisi dari model linear ke GLMs, yaitu (McCullagh & Nelder, 1989):

1. *Random component*, yaitu nilai dari variabel respon yang mengikuti distribusi tertentu.

2. *Systematic component*, yaitu kombinasi linear dari variabel **X** dengan parameter **β** yang dilambangkan dengan **η= Xβ**.
3. *Link between random and systematic / link function*, yaitu suatu fungsi penghubung variabel respon (**Y**) dengan variabel-variabel penjelas melalui persamaan linear.

**Tabel 2.1** Ringkasan Generalized Linear Model

| ***Model*** | ***Random Component*** | ***Type of Link*** | ***Systematic Component*** |
|---|---|---|---|
| Linear *Regression* | Normal | *Identity* | *Continous* |
| ANOVA | Normal | *Identity* | *Categorical* |
| ANCOVA | Normal | *Identity* | *Mixed* |
| *Logistic Regression* | Binomial | *Logit* | *Mixed* |
| *Log Linear* | Poisson | *Log* | *Categorical* |
| *Poisson Regression* | Poisson | *Log* | *Mixed* |
| *Multinomial Response* | Multinomial | *Generalized Logit* | *Mixed* |

*Link function* adalah penentu model yang akan digunakan pada GLMs. Pada data kontinu yang berdistribusi normal dengan *mean* $\mu$ dan variansi $\sigma^2$, $\mu$ merupakan *identity link* karena menjamin nilai $-\infty < \mu < \infty$. Pada distribusi diskrit, misalkan pada distribusi geometri dengan parameter $p$ dengan nilai $0 \leq p \leq 1$, maka diperlukan transformasi *link function* yang menjamin parameter tersebut bernilai $-\infty < g(p) < \infty$, dimana $g(p)$ merupakan *non lineary transformed mean*. *Link function* dibedakan menjadi dua, yaitu *canonical link function* dan *non-canonical link function*. Apabila *link function* tersebut diperoleh dari keluarga eksponensial, maka disebut sebagai *canonical link function*.

### 2.1.1 *Geometric Regression*

*Geometric regression* merupakan salah satu analisis regresi dengan menganggap variabel respon yang digunakan berdistribusi geometri. Distribusi geometri adalah percobaan Bernoulli yang diulang beberapa kali sampai mendapatkan sukses yang pertama. Distribusi geometri adalah kasus khusus dari distribusi binomial negatif dengan nilai dispersi sama dengan satu. Dalam *Generalized Linear Model*, distribusi variabel respon tidak harus berdistribusi normal, melainkan distribusi yang masuk ke dalam keluarga eksponensial. Distribusi geometri merupakan salah satu distribusi yang masuk ke dalam keluarga eksponensial. Sebuah variabel random **Y**, masuk dalam distribusi yang tergabung dalam *eksponential family*, jika memiliki bentuk sebagai berikut (Agresti, 2013).

$$f_{\mathrm{Y}}\left(y:\theta,\phi\right)=exp\left\{\left(y\theta-b\left(\theta\right)\right)/\,a\left(\phi\right)+c\left(y,\phi\right)\right\} \qquad (2.4)$$

dengan fungsi tertentu $a(.)$, $b(.)$, $c(.)$. Jika $\phi$ diketahui, maka bentuk persamaan (2.4) merupakan *exponential family* dengan parameter kanonik $\theta$.

Untuk mengubah dari *Generalized Linear Model* ke linear model, maka diperlukan *link function*. Berikut adalah *link function* distribusi geometri dengan menerapkan persamaan (2.4).

$$\begin{aligned} f\left(y,p\right) &= p\left(1-p\right)^{\mathrm{y}-1} \\ &= \frac{p}{1-p}\left(1-p\right)^{\mathrm{y}} \qquad (2.5) \\ &= \frac{p}{1-p}\exp\left(y\ln\left(1-p\right)\right) \end{aligned}$$

dimana,

$$a\left(p\right)\rightarrow\frac{p}{1-p},\ b\left(y\right)\rightarrow 1,\ \text{dan}\ c\left(p\right)\rightarrow\ln\left(1-p\right)$$

Dengan demikian, untuk mengubah *Generalized Linear Model* (GLMs) distribusi geometri ke bentuk model linear diperlukan *link function* ln(1-*p*), sehingga model dugaan yang terbentuk seperti pada persamaan (2.6). Parameter *p* tidak diketahui sehingga ditaksir berdasarkan perkalian vektor parameter yang terbentuk dengan variabel prediktornya.

$$
\begin{aligned}
\ln\left(\mathbf{1}\text{ - }\mathbf{p}_{\mathrm{i}}\right) &= \mathbf{x}_{\mathrm{i}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta} \\
\left(\mathbf{1}\text{ - }\mathbf{p}_{\mathrm{i}}\right) &= e^{\mathbf{x}_{\mathrm{i}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}} \\
\mathbf{p}_{\mathrm{i}} &= 1-e^{\mathbf{x}_{\mathrm{i}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}}
\end{aligned}
\tag{2.6}
$$

dimana,

$$
\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} 1 \\ x_{1i} \\ \vdots \\ x_{pi} \end{bmatrix} \qquad \text{dan} \qquad \boldsymbol{\beta}^T = \begin{bmatrix} \beta_0 & \beta_0 & \cdots & \beta_{\mathrm{p}} \end{bmatrix}
$$

Berdasarkan *link function* yang terbentuk pada persamaan (2.5) dan model dugaan pada persamaan (2.6), maka estimasi parameter dengan metode *Maximum Likelihood* sebagai berikut.

$$
\begin{aligned}
L(\boldsymbol{\beta}) &= f\left(y_1, y_2, \ldots, y_{\mathrm{n}}\right) \\
&= \prod_{i=1}^{n} f\left(y_i\right) \\
&= \prod_{i=1}^{n} P\left(\mathbf{x}_i\right)\left(1-P\left(\mathbf{x}_i\right)\right)^{y_i-1} \\
&= \prod_{i=1}^{n} \frac{P\left(\mathbf{x}_i\right)}{1-P\left(\mathbf{x}_i\right)}\left(1-P\left(\mathbf{x}_i\right)\right)^{y_i}
\end{aligned}
\tag{2.7}
$$

Selanjutnya berdasarkan persamaan (2.7), dibuat *ln* fungsi *likelihood* dan didapatkan hasil sebagai berikut.

$$
\begin{aligned}
\ln L(\boldsymbol{\beta}) &= \ln\left[\prod_{i=1}^{n}\left(\frac{P\left(\mathbf{x}_i\right)}{1-P\left(\mathbf{x}_i\right)}\right)\left(1-P\left(\mathbf{x}_i\right)\right)^{y_i}\right] \\
&= \sum_{i=1}^{n}\left[\ln\left(\frac{P\left(\mathbf{x}_i\right)}{1-P\left(\mathbf{x}_i\right)}\right)+y_i \ln\left(1-P\left(\mathbf{x}_i\right)\right)^{y_i}\right]
\end{aligned}
\tag{2.8}
$$

Persamaan (2.8) menjadi bentuk sebagai berikut.

$$\ln\left(\frac{P(\mathbf{x}_i)}{1-P(\mathbf{x}_i)}\right)=\ln\left(P(\mathbf{x}_i)\right)-\ln\left(1-P(\mathbf{x}_i)\right)$$

$$=\ln\left(1-e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}$$

dimana,

$\ln\left(1-P(\mathbf{x}_i)\right)=\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}$

Dengan demikian maka persamaan (2.8) menjadi bentuk persamaan (2.9).

$$\ln L(\boldsymbol{\beta})=\sum_{i=1}^{n}\left[\ln\left(1-e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}+y_i\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right] \tag{2.9}$$

Nilai $\boldsymbol{\beta}$ maksimum didapatkan melalui turunan ln $L(\boldsymbol{\beta})$ terhadap $\boldsymbol{\beta}$ dan diperoleh hasil sama dengan nol yang ditampilkan dalam persamaan (2.10).

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^T}=\begin{pmatrix}\dfrac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0}\\ \dfrac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1}\\ \cdots\\ \dfrac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p}\end{pmatrix}=\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta})$$

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta})=\frac{\partial\left[\sum_{i=1}^{n}\left[\ln\left(1-e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)-\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}+y_i\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right]\right]}{\partial\boldsymbol{\beta}^T} \tag{2.10}$$

$$=\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\mathbf{x}_i}{1-e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}}-\mathbf{x}_i+y_i\mathbf{x}_i\,]\right)$$

$$=\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x}_i\left(\frac{e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\mathbf{x}_i}{1-e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}}-1+y_i\,]\right)=0$$

Metode *maximum likelihood* menghasilkan estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ yang tidak eksplisit. Terdapat dua metode yang dapat digunakan untuk menaksir parameter $\boldsymbol{\beta}$ yaitu secara klasik atau *frequentist* yakni dengan *Newton-Raphson* atau dengan metode Bayesian. Hasil estimasi parameter secara *frequentist* disajikan pada Persamaan (2.10). Hasil ini dapat digunakan sebagai *initial value* pada distribusi prior Bayesian, yaitu *pseudo-prior* yang didekati dengan distribusi binomial negatif dengan parameter dispersi sama dengan satu (Irawan, Iriawan, & Purnami, 2017).

Metode iterasi *Newton-Raphson* merupakan metode *frequentist* yang digunakan untuk menyelesaikan persamaan nonlinear. Persamaan (2.10) adalah formula iterasi *Newton-Raphson*.

$$\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(t)} - \left(\mathbf{H}\left(\boldsymbol{\beta}^{(t)}\right)\right)^{-1} \mathbf{g}\left(\boldsymbol{\beta}^{(t)}\right) \qquad t = 0,1,2,\ldots \qquad (2.11)$$

dengan $\mathbf{g}^T = \left(\frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0}, \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1}, \ldots, \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p}\right)$ dan $\mathbf{H}$ merupakan matriks *Hessian* dengan elemennya adalah $h_{ju} = \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_j \partial \beta_u}$.

Langkah-langkah dalam iterasi *Newton-Raphson* adalah sebagai berikut.

1. Menentukan nilai awal estimasi parameter (*initial value*) $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$.
2. Memasukkan nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$ pada elemen $\mathbf{g}$ dan $\mathbf{H}$ maka diperoleh $\mathbf{g}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}\right)$ dan $\mathbf{H}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}\right)$.
3. Iterasi mulai $t = 0$ menggunakan persamaan (2.11). Nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(t)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke-*t*.
4. Apabila belum memperoleh estimasi parameter yang konvergen, maka mengulangi langkah (3) hingga nilai $\left\|\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(t+1)} - \boldsymbol{\beta}^{(t)}\right\| \leq \varepsilon$, dengan $\varepsilon$ merupakan bilangan yang sangat kecil.

   Hasil estimasi yang diperoleh adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(t+1)}$ pada iterasi terakhir.

### 2.1.2 *Mixture Geometric Regression*

Apabila variabel respon di dalam analisis regresi diduga memiliki lebih dari satu distribusi maka dapat dilakukan analisis regresi model *mixture*. *Mixture geometric regression* merupakan analisis regresi dimana variabel respon diduga memiliki lebih dari satu parameter yang berdistribusi geometri. Secara sederhana, pendeteksian adanya model *mixture* pada suatu data dapat melalui plot data. Setiap sub populasi merupakan komponen penyusun dari model *mixture* serta mempunyai proporsi yang bervariasi untuk masing-masing kom-ponennya. Pola model *mixture* dapat direpresentasikan dalam persamaan berikut (Iriawan, 2001).

$$f_{mix}\left(z \middle| \partial, P\right) = \sum_{i=1}^{M} P_i g_i\left(z \middle| \partial_i\right) \tag{2.12}$$

dimana,

$f_{mix}\left(z \middle| \partial, P\right)$ = fungsi densitas model *mixture*

$g_i\left(z \middle| \partial_i\right)$ = fungsi densitas ke-*i* dari sebanyak *M* komponen penyusun model *mixture*

$\partial_i$ = vektor parameter dengan elemen $\left(\partial_1, \partial_2, \ldots, \partial_M\right)$

$P$ = vektor parameter proporsi dengan elemen $\left(P_1, P_2, \ldots, P_M\right)$

$P_i$ = parameter proporsi komponen *mixture* dengan $\sum_{i=1}^{M} P_i = 1$ serta $0 \le P_i \le 1,\ j = 1, 2, \ldots, M$

$k$ = banyaknya komponen penyusun model *mixture*

Jika terdapat suatu data pengamatan yang mempunyai sub populasi sebanyak *M* yang masing-masing berdistribusi geometri, maka dapat dituliskan dalam persamaan (2.13).

$$f_{mix}\left(z \middle| \mathbf{P}, \mathbf{p}\right) = P_i Geom\left(z \middle| p_1\right) + \ldots + P_M Geom\left(z \middle| p_M\right) \tag{2.13}$$

## 2.2 Uji Independensi

Dalam analisis regresi, tidak diperbolehkan adanya hubungan diantara variabel-variabel prediktor atau dengan kata lain variabel-variabel prediktor harus saling bebas (independen). Oleh karena itu, perlu dilakukan uji independensi terhadap variabel prediktor. Pengujian independensi data bergantung pada skala data.

Pengujian independensi pada data parametrik dapat menggunakan uji *pearson correlation*. Pengujian ini dapat digunakan untuk menyatakan ada atau tidaknya hubungan antara dua variabel dimana skala data kedua variabel adalah interval atau rasio. Hipotesis dirumuskan sebagai berikut.

$H_0$ : tidak terdapat hubungan diantara dua variabel

$H_1$ : terdapat hubungan antara dua variabel

Statistik uji yang digunakan dalam uji *pearson correlation* adalah sebagai berikut.

$$r = \frac{n\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)\left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)}{\sqrt{n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2}\sqrt{n\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)^2}} \tag{2.3}$$

$n$ menyatakan banyaknya observasi, $x_i$ menyatakan variabel pertama ke-$i$ dan $y_i$ menyatakan variabel kedua ke-$i$. Nilai $r$ menyatakan nilai *pearson correlation* antara dua variabel. Nilai $r$ selalu terletak antara -1 dan 1, sehingga dapat ditulis $-1 \leq r \leq 1$. Nilai $r$ dikatakan korelasi positif sempurna apabila mendekati 1 dan dapat dikatakan korelasi negatif sempurna jika mendekati -1. Jika $r > r_{(\alpha,n)}$ atau $r < -r_{(\alpha,n)}$, maka dapat diambil keputusan untuk menolak hipotesis awal. Hipotesis awal dapat juga ditolak apabila *p-value* kurang dari taraf signifikansi $\alpha$ (Usman & Akbar, 2000).

Pengujian independensi pada data kategorik tidak dapat dilakukan dengan uji *pearson correlation*, namun dapat menggunakan uji *polychoric* dan *polyserial correlation*. *Polychoric correlation* dapat digunakan untuk memperoleh nilai korelasi pada dua variabel kategorik, sedangkan *polyserial correlation* digunakan untuk mendapatkan nilai korelasi pada variabel kategorik dan numerik (Data Camp, 2017). Hipotesis pada uji *polychoric* dan *polyserial correlation* sama dengan hipotesis pada uji *pearson correlation*.

Statistik uji yang digunakan pada kedua uji tersebut juga sama, yaitu sebagai berikut.

$$r = \left( \frac{\hat{\rho}}{\mathrm{SE}(\hat{\rho})} \right)^2 \tag{2.3}$$

dimana $\hat{\rho}$ adalah nilai *polychoric* atau *polyserial correlation* dan SE($\hat{\rho}$) adalah standar error dari $\hat{\rho}$. Apabila nilai $r$ lebih besar jika dibandingkan dengan $X^2_{(\alpha,n)}$, maka terjadi penolakan hipotesis awal atau dengan kata lain kedua variabel saling dependen (SAS, 2018).

## 2.3 Analisis Bayesian

Ada dua pendekatan untuk melakukan estimasi parameter, yaitu pendekatan statistika klasik dan pendekatan statistika global dengan Bayesian. Inferensi statistik dengan pendekatan Bayesian berbeda dengan pendekatan statistika klasik. Statistika klasik adalah statistika dimana tatacara pengambilan keputusan didasarkan hanya pada data sampel yang diambil dari populasi. Pendekatan statistika klasik memandang parameter $\beta$ sebagai parameter bernilai tetap. Statistika Bayesian dalam pengambilan keputusannya berdasarkan informasi baru dari data yang diamati (sampel) dan pengetahuan sebelumnya (Wong, dkk., 2009). Pendekatan statistika Bayesian memandang parameter $\beta$ adalah sebagai variabel random yang memiliki distribusi, disebut distribusi prior. Distribusi prior digunakan untuk mencari distribusi posterior sehingga diperoleh estimator Bayesian yang merupakan *mean* atau modus dari distribusi posterior. Apabila data observasi dinyatakan sebagai $x$ sedangkan parameter data dinyatakan sebagai $\beta$. Distribusi $\beta$ dengan syarat $x$ diberikan melalui teorema Bayes dalam persamaan (2.14).

$$\mathrm{p}(\beta \mid x) = \frac{\mathrm{l}(x \mid \beta)\,\mathrm{p}(\beta)}{\mathrm{p}(x)} \tag{2.14}$$

Persamaan (2.14) disebut persamaan untuk memperbarui data informasi prior vektor parameter p($\beta$), dengan menggunakan informasi sampel yang terdapat dalam *likelihood* data $l(x \mid \beta)$, untuk memperoleh informasi posterior $p(\beta \mid x)$ yang digunakan dalam pengambilan keputusan (Iriawan, 2001). Penyebut p($x$) merupakan konstanta persamaan Bayes yang merupakan nilai total probabilitas. Dengan menghilangkan pengaruh nilai total probabilitas, distribusi posterior dapat dapat dituliskan dalam persamaan berikut..

$$p(\beta \mid x) \propto l(x \mid \beta)\, p(\beta) \tag{2.15}$$

Kelebihan pendekatan Bayesian dibanding statistika klasik diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Kondisi priornya telah terintegrasi dalam inferensi dan perhitungan data.
2. Parameter merupakan variabel random dan memiliki distribusi probabilitas sehingga memberikan kepercayaan yang lebih disbanding statistika klasik.
3. Merupakan alat bantu estimasi model untuk berbagai situasi.
4. Sederhana dalam mempelajari parameter yang bermasalah di dalam model.
5. Mendapatkan distribusi prediksi pada masa mendatang.

Distribusi prior merupakan suatu informasi awal mengenai parameter (Box & Tiao, 1973). Dalam menentukan distribusi prior, hal utama yang harus diperhatikan adalah adanya informasi terdahulu mengenai parameter atau berdasarkan sifat distribusi posterior yang akan dihasilkan. Informasi dari sampel biasanya dinyatakan melalui *likelihood*. Secara garis besar terdapat empat macam distribusi prior dalam metode Bayesian, yaitu:

1. *Conjugate prior* dan *non conjugate prior*
   Kedua prior tersebut merupakan prior dengan pola yang sangat tergantung pada pola *likelihood* data. *Conjugate prior* adalah pemberian bentuk distribusi prior yang sepola dengan bentuk distribusi dari hasil identifikasi datanya, sedangkan *non conjugate prior* tidak sepola (Box & Tiao, 1973).

2. *Proper prior* dan *improper prior*
   Penentuan prior yang tergantung pada pemberian bobot atau densitas di setiap titik di sepanjang domain parameter, apakah terdistribusi secara uniform atau tidak (Ntzoufras, 2009).
3. *Informative* dan *non informative prior*
   Penentuan prior berdasarkan ketersediaan informasi mengenai pola/frekuensi distribusi dari data dari penelitian sebelumnya. Suatu prior dikatakan informatif apabila penentuan nilai parameter distribusi prior didasarkan pada informasi yang diperoleh dari data (Box & Tiao, 1973).
4. *Pseudo prior*
   Penentuan *prior* yang pemberian nilainya disetarakan dengan hasil elaborasi cara *frequentist* (Carlin & Chib, 1995).

Untuk mendapatkan marginal posterior dibutuhkan suatu proses integrasi yang sangat rumit dan cukup lama. *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) merupakan pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut. MCMC dapat digunakan untuk membentuk model yang sangat kompleks, berdimensi tinggi atau sifat data yang berkorelasi tinggi. Ide dasar dari MCMC adalah membangkitkan sebuah *Markov Chain* dengan simulasi *Monte Carlo* yang beriterasi, sehingga didapatkan distribusi posterior yang stasioner (Sorensen & Gianola, 2002). Ntzoufras (2009) mengungkapkan bahwa pada penyusunan *Markov Chain* yang konvergen dilakukan secara cepat pada distribusi target atau stasioner yaitu distribusi posterior $\mathrm{p}\left(\beta \mid x\right)$. Langkah tersebut merupakan pembeda MCMC dari metode simulasi yang lain. MCMC membangkitkan data sampel parameter $\beta$ yang memiliki distribusi tertentu menggunakan *gibbs sampling*. *Gibbs sampling* didefinisikan sebagai suatu teknik simulasi untuk membangkitkan variabel random dari suatu fungsi distribusi tertentu tanpa harus menghitung fungsi densitasnya. Proses *gibbs sampling* dilakukan dengan mengambil sampel dengan cara membangkitkan rangkaian *gibbs* variabel random berdasarkan sifat-sifat dasar proses *markov chain* (Casella & George, 1992). *Gibbs sampling* akan mempartisi parameter $\boldsymbol{\beta}$ menjadi beberapa bagian, yaitu $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_p)$. Bentuk distribusi *full conditional* untuk setiap parameter berbentuk $p\left(\beta_1 \mid \mathbf{x}, \beta_2, \ldots, \beta_p\right), \ldots, p\left(\beta_p \mid \mathbf{x}, \beta_1, \ldots, \beta_{p\text{-}1}\right)$ atau secara sederhana dapat ditulis $\beta^{(1)}, \beta^{(2)}, \ldots, \beta^{(p)}$ (Congdon, 2003). *Gibbs sampling* bekerja dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Mengambil nilai $m = 0$ dan menentukan nilai inisial (*initial value*) dari $\boldsymbol{\beta}^{(0)} = \left(\beta_1^{(0)}, \beta_2^{(0)}, \ldots, \beta_p^{(0)}\right)$.
2. Membangkitkan komponen $\boldsymbol{\beta}^{(m+1)} = \left(\beta_1^{(m+1)}, \beta_2^{(m+1)}, \ldots, \beta_p^{(m+1)}\right)$ dimana,
   Nilai $\beta_1^{(m+1)}$ berasal dari $p\left(\beta_1 \mid \mathbf{x}, \beta_2^{(m)}, \ldots, \beta_p^{(m)}\right)$
   $\vdots$
   Nilai $\beta_p^{(m+1)}$ berasal dari $p\left(\beta_1 \mid \mathbf{x}, \beta_1^{(m+1)}, \beta_2^{(m+1)}, \ldots, \beta_{p\text{-}1}^{(m+1)}\right)$.
3. Melakukan *monitoring* terhadap kekonvergenan algoritma. Apabila kekonvergenan belum tercapai, maka perlu membangkitkan lebih banyak observasi dengan mengulangi langkah (1) dan langkah (2).
4. Membuang *b* observasi pertama (*burn in period*). Hal ini dilakukan untuk menghindati pengaruh *initial value*.
5. Anggap $\boldsymbol{\beta}^{(1)}, \boldsymbol{\beta}^{(2)}, \ldots, \boldsymbol{\beta}^{(x)}$ sebagai sampel untuk analisis posterior.
6. Membuat *plot* distribusi posterior.
7. Mendapatkan *mean*, median, simpangan baku dari distribusi posterior.

Hasil estimasi parameter dapat dikatakan signifikan pada taraf signifikansi $\alpha$ apabila selang kepercayaan memenuhi kriteria seperti pada Tabel 2.2 (Gilks, Richardson, & Spiegelhalter, 1996).

**Tabel 2.2** Kriteria Signifikansi Parameter

| ***Credible Interval*** | | | **Keterangan** |
|---|---|---|---|
| $\boldsymbol{\alpha}$ | **Median** | **1-$\boldsymbol{\alpha}$** | |
| + | + | + | Estimasi bernilai positif |
| - | - | - | Estimasi bernilai negatif |

Selang kepercayaan Bayes (1-$\alpha$)100% untuk $\beta$ dapat diperoleh dengan menghitung selang yang berpusat pada median posterior $\mu$, dengan rumus pada persamaan (2.16).

$$P\left(a \leq \mu \leq b\right) = 1 - \alpha \tag{2.16}$$

## 2.4 Pemilihan Model Terbaik

Apabila terdapat lebih dari satu model yang layak untuk digunakan, maka pemilihan model terbaik perlu dilakukan. Banyak kriteria yang dapat digunakan dalam menentukan model terbaik, salah satunya adalah DIC (*Deviance Information Criteria*). DIC merupakan pengembangan dari AIC (*Akaike Information Criterion*). Apabila digunakan untuk model non hierarki nilai AIC dan DIC hampir sama, akan tetapi apabila digunakan pada model hierarki nilai AIC dan DIC berbeda. AIC mempertimbangkan parameter aktual dalam model, sedangkan DIC mempertimbangkan parameter efisien di dalam model. Spiegelhalter, Best, Carlin dan Linde (2002) memperkenalkan DIC sebagai kriteria dalam pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan kompleksitas model. Ukuran kompleksitas model dinyatakan dengan $P_D$ yang merupakan selisih antara rata-rata *posterior* dari *deviance* $\overline{D}$ dan *deviance posterior* taksiran parameter. Rumus untuk memperoleh nilai deviance dapat dituliskan seperti persamaan (2.17).

$$D\left(\partial\right) = -2\log\left(L\left(z\right)\middle|\partial\right) \tag{2.17}$$

dengan $L\left(z\right)\middle|\partial$ adalah fungsi *likelihood* $z$ dan syarat $\partial$ diketahui. Rata-rata *deviance posterior* dinyatakan dalam bentuk persamaan (2.18).

$$\overline{D}\left(\partial\right) = E\left(D\left(\partial\right)\right) \tag{2.18}$$

dan *deviance* yang dihitung pada rata-rata *posterior* $\partial$ seperti pada persamaan (2.19).

$$D\left(\overline{\partial}\right) = D\left(E\left(\partial\right)\right) \tag{2.19}$$

Banyaknya parameter yang efektif dalam model dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2.20).

$$P_D = \overline{D}\left(\hat{\partial}\right) - D\left(\hat{\partial}\right) \tag{2.20}$$

sehingga diperoleh DIC seperti pada persamaan (2.21).

$$DIC = \overline{D}(\partial) + P_D \tag{2.21}$$

Model dengan DIC lebih kecil merupakan model yang lebih baik dibandingkan model alternatif lainnya (Irawan, Iriawan, & Purnami, 2017).

## 2.5 Risiko Kredit

Risiko kredit secara umum dapat digambarkan sebagai sebuah risiko yang berhubungan erat dengan perubahan yang tidak diharapkan atas kualitas kredit yang telah disalurkan kepada debitur. Proses pengukuran atas risiko kredit memiliki tujuan untuk melakukan estimasi besarnya probabilitas suatu perusahaan mengalami gagal bayar pada saat kewajiban jatuh tempo (*default probability)* atau untuk mengestimasi margin antara nilai asset perusahaan dengan titik gagal bayar (*distance to default)* atau juga untuk mengestimasi tingkat pengembalian hutang jika debitur mengalami gagal bayar (Putra, 2014).

Definisi risiko menurut Alexander, et., al. (2004) dalam pandangan secara luas, termasuk jaringan eksplisit, harapan, tujuan dan *stakeholders*. Risiko ini ditandai dengan adanya suatu kemungkinan dan kerugian yang berhubungan dengan yang digambarkan oleh para *stakeholders* sebagai sebuah harapan atau target dimana pada akhirnya memiliki output yang berbeda. Besarnya suatu risiko umumnya dapat diukur melalui dua aspek, yakni kemungkinan terjadinya perisitiwa serta besarnya dampak yang dihasilkan jika terjadi peristiwa tersebut.

Aguais dan Forest (2000); Aguais et., al. (2001); Angerer (2004) menyatakan bahwa risiko sebagai ketidakpastian dari suatu kerugian (*uncertainty of loss*) yang mengandung dua unsur utama, yakni yang pertama adalah ketidakpastian (*uncertainty*) dan kedua ada kerugian (*loss*). Masyhud (2006) menjelaskan bahwa risiko kredit adalah risiko kerugian yang diderita bank, terkait dengan kemungkinan bahwa pada saat jatuh tempo, *counterparty*nya gagal memenuhi kewajiban-kewajibannya kepada bank. Singkat kata, risiko kredit adalah risiko kerugian bagi bank karena debitur tidak melunasi kembali pokok pinjamannya (plus bunga). Risiko ini tidak hanya muncul dari kegiatan perkreditan yang dilakukan bank (pinjaman/*loan*) melainkan juga dari aktifitas-aktifitas lainnya dan komponen-komponen baik *on balance sheet* maupun *off balance sheet* seperti penerbitan garansi bank, akseptasi, *securities investment*, maupun lainnya (Putra, 2014).

Sebagaimana telah disebutkan dalam penjelasan di atas, terdapat tiga ukuran utama yang kerap digunakan untuk proses pengukuran risiko kredit sebuah perusahaan dalam posisinya sebagai debitur bank, yakni:

1. Probabilitas gagal bayar (*default probability*),
2. Jarak gagal bayar (*distance to default*), dan
3. Tingkat pengembalian hutang saat perusahaan mengalami gagal bayar (*recovery rate*).

# BAB III

# METODOLOGI PENELITIAN

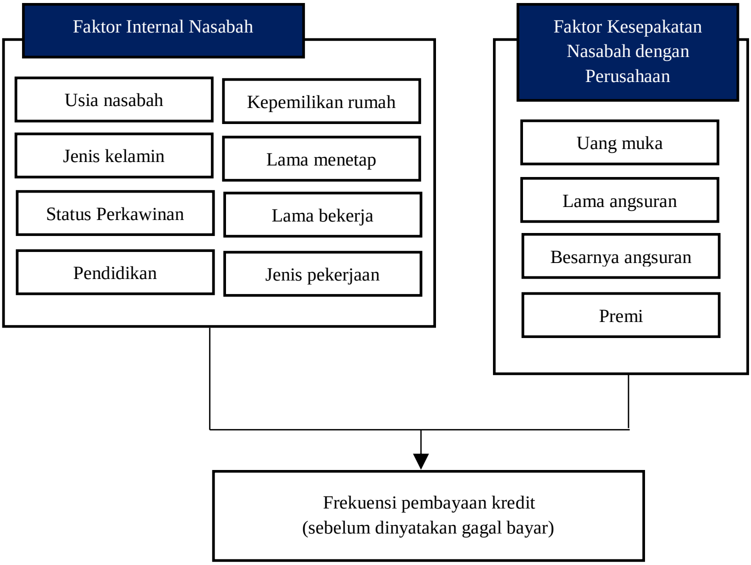
## 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder nasabah yang melakukan pengajuan kredit dan rekam pembayaran kredit di PT. X yang terdaftar sebagai nasabah gagal bayar mulai Juni 2010 sampai dengan Februari 2018. Berdasarkan hasil rekam pembayaran kredit dalam selang waktu tersebut, diketahui bahwa terdapat 334 nasabah yang mengalami gagal bayar atau tidak dapat membayar kredit dalam suatu tahap bayar hingga lebih dari 210 hari.

## 3.2 Kerangka Konsep Penelitian

Penelitian yang membahas pemodelan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap kegagalan konsumen dalam membayar kredit telah banyak dilakukan, namun penelitian dengan variabel respon frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar menggunakan *geometric regression* masih jarang dilakukan. Frekuensi pembayaran kredit nasabah hingga dinyatakan gagal kredit memiliki distribusi geometrik sehingga penelitian ini menggunakan *geometric regression* dengan pendekatan Bayesian. Berdasarkan penelitian sebelumnya serta ketersediaan data dari PT. X, terdapat 12 faktor yang diduga berpengaruh signifikan terhadap frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar.

Gambar 3.1 menjelaskan bahwa faktor-faktor yang diduga mempengaruhi kegagalan nasabah dalam melakukan pembayaran kredit disebabkan oleh faktor internal dari nasabah, seperti usia, jenis kelamin, status perkawinan, pendidikan, status kepemilikan rumah, lama nasabah menempati tempat tinggal, lama nasabah bekerja, dan jenis pekerjaan nasabah. Selain itu faktor lain penyebab gagalnya nasabah melakukan pembayaran kredit adalah faktor-faktor berdasarkan kesepakatan antara nasabah dengan perusahaan saat pengajuan kredit seperti uang muka, lama angsuran, besarnya angsuran dan premi asuransi.




**Gambar 3.1** Kerangka Konsep Penelitian

## 3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini terdiri atas satu variabel respon dan 12 variabel prediktor yang dijelaskan sebagai berikut.

1. Variabel respon (Y) adalah frekuensi pembayaran kredit yang dilakukan oleh nasabah PT. X sebelum dinyatakan gagal bayar yang memiliki skala rasio, yaitu:

   1 : jika nasabah hanya melakukan satu kali pembayaran kredit dan selanjutnya tidak melakukan pembayaran hingga 210 hari dan dinyatakan gagal bayar

   2 : jika nasabah telah melakukan dua kali pembayaran kredit kemudian selanjutnya tidak melakukan pembayaran hingga 210 hari dan dinyatakan gagal bayar

   dan seterusnya.

2. Variabel prediktor (X), terdiri dari variabel-variabel yang diduga berpengaruh terhadap variabel respon, yaitu:
   a. Usia ($X_1$), menyatakan usia nasabah pada saat melakukan pengajuan kredit. Variabel usia memiliki skala rasio.
   b. Jenis kelamin ($X_2$), menyatakan jenis kelamin nasabah yang terdaftar sebagai nasabah gagal bayar. Variabel jenis kelamin memiliki skala biner.
      0 : pria
      1 : wanita
   c. Status perkawinan ($X_3$), menyatakan status perkawinan pada saat nasabah mengajukan permohonan kredit. Variabel status perkawinan memiliki skala nominal.
      0 : belum menikah
      1 : menikah
      2 : cerai
   d. DP atau *down payment* ($X_4$), menyatakan besaran uang muka yang dibayarkan nasabah saat mengajukan kredit yang besarnya berapa persen dari harga kendaraan. Variabel DP memiliki skala ordinal.
      0 : ≤ 20%
      1 : 20,1 – 30%
      2 : 30,1 – 50%
      3 : > 50%
   e. Tenor ($X_5$), menyatakan lamanya angsuran atau berapa kali nasabah wajib membayar kredit. Variabel tenor memiliki skala ordinal.
      0 : 0 – 24 bulan
      1 : 25 – 36 bulan
      2 : 37 – 48 bulan
   f. Pendidikan ($X_6$), menyatakan pendidikan terakhir yang telah ditempuh oleh nasabah pada saat mengajukan kredit. Variabel Pendidikan memiliki skala ordinal.
      0 : SD dan sederajat
      1 : SLTP
      2 : SLTA

3 : Perguruan Tinggi

g. Status rumah ($X_7$), menyatakan status kepemilikan rumah yang ditempati nasabah. Variabel status rumah memiliki skala nominal.
   0 : Keluarga
   1 : Sendiri
h. Lama menetap ($X_8$), menyatakan berapa lama nasabah telah menempati rumah yang ditempati saat mengajukan kredit. Variabel lama menetap memiliki satuan tahun dengan skala rasio.
i. Lama bekerja ($X_9$), menyatakan berapa lama nasabah telah bekerja hingga saat melakukan pengajuan kredit. Variabel lama bekerja memiliki skala rasio.
j. Angsuran ($X_{10}$), menyatakan besarnya cicilan pembayaran yang wajib dibayarkan nasabah tiap bulannya. Variabel angsuran memiliki skala nominal.
   0 : ≤ 2.000.000
   1 : 2.000.001 – 3.000.000
   2 : 3.000.001 – 4.000.000
   3 : > 4.000.000
k. Premi ($X_{11}$), menyatakan besarnya premi asuransi yang dibayarkan nasabah dan dibayarkan bersamaan dengan pembayaran DP. Variabel premi memiliki skala ordinal.
   0 : ≤ 2.000.000
   1 : 2.000.001 – 3.000.000
   2 : 3.000.001 – 4.000.000
   3 : > 4.000.000
l. Tipe pekerjaan ($X_{12}$), menyatakan jenis pekerjaan yang dimiliki nasabah pada saat melakukan permohonan kredit. Variabel tipe pekerjaan memiliki skala nominal.
   0 : Guru
   1 : Karyawan Swasta
   2 : PNS
   3 : Pengusaha
   4 : Petani

5 : Pensiunan
6 : Mahasiswa dan Pelajar
7 : Ibu Rumah Tangga
8 : Pegawai BUMN
9 : Lain-lain

Untuk pemodelan dengan *mixture* geometri dilakukan dengan menggunakan variabel ketahanan bayar sebagai pemisah. Variabel ketahanan bayar menyatakan pola seberapa tahan nasabah dalam membayar kredit hingga dinyatakan gagal bayar. Variabel ketahanan bayar memiliki skala pengukuran numerik, bernilai 0 jika nasabah memiliki kecenderungan hanya dalam jangka waktu yang singkat kemudian dinyatakan gagal bayar, bernilai 1 jika nasabah memiliki kecenderungan tahan melakukan pembayaran kredit termasuk ke dalam kategori sedang, dan bernilai 2 apabila nasabah memiliki kecenderungan dinyatakan gagal bayar dalam jangka waktu pembayaran yang telah dilakukan sudah lama.

Struktur data dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1, dimana variabel tujuan (respon) adalah berapa kali nasabah sudah melakukan pembayaran kredit hingga menunggak dalam suatu tahap bayar sampai dengan 210 hari dan dinyatakan gagal dalam melakukan pembayaran kredit (*default*).

**Tabel 3.1** Struktur Data Penelitian

| **Variabel Respon** | **Variabel Prediktor** | | | |
|---|---|---|---|---|
| | $x_1$ | $x_2$ | … | $x_{12}$ |
| $y_1$ | $x_{1.1}$ | $x_{2.1}$ | … | $x_{12.1}$ |
| $y_2$ | $x_{1.2}$ | $x_{2.2}$ | … | $x_{12.2}$ |
| … | … | … | … | … |
| $Y_{334}$ | $x_{1.\ 334}$ | $x_{2.\ 334}$ | … | $x_{12.\ 334}$ |

## 3.4 Langkah Penelitian *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*

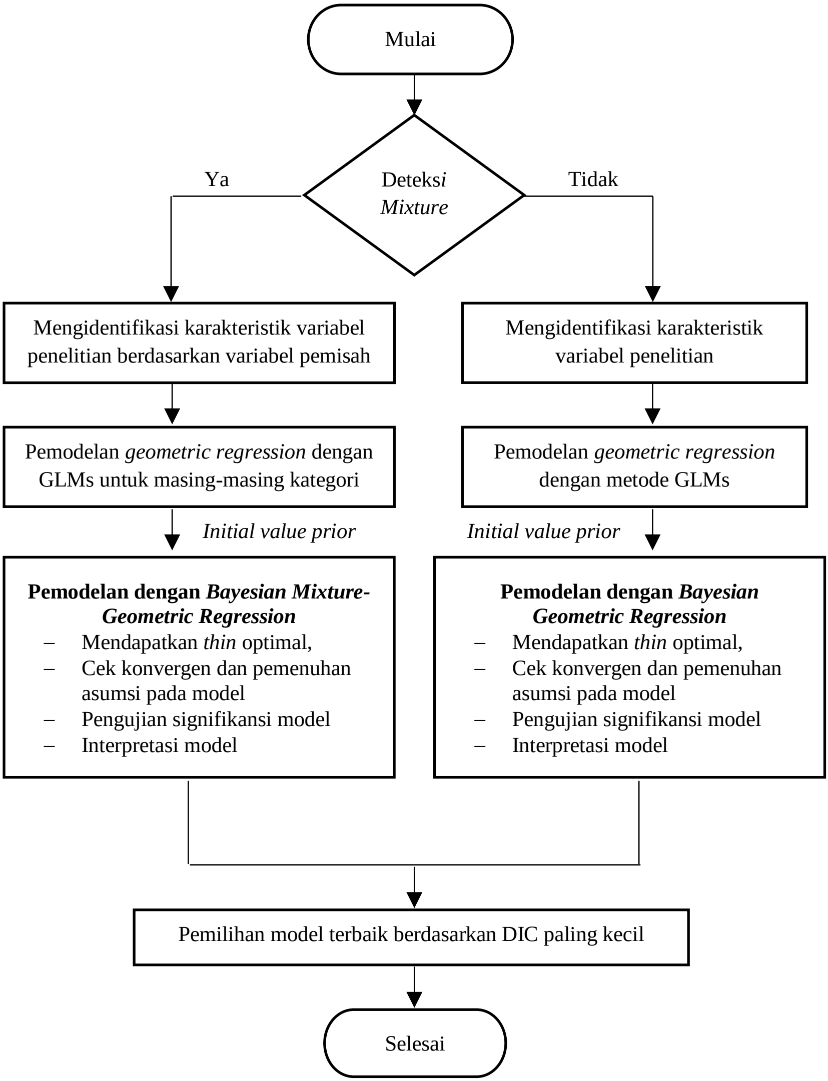
Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini dengan menggunakan *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression* sebagai berikut.

1. Melakukan pendeteksian *mixture distribution* pada variabel respon. Jika terdapat indikasi *mixture* pada data, maka dilakukan pembagian data respon menjadi beberapa kategori.
2. Mengidentifikasi karakteristik data frekuensi nasabah PT. X membayar kredit hingga dinyatakan gagal atau telah menunggak dalam suatu tahap bayar sampai 210 hari berdasarkan variabel pemisah beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya dengan melihat *histogram* serta distribusi data.
3. Melakukan pengujian dependensi pada variabel prediktor untuk mendeteksi ada tidaknya multikolinearitas.
4. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan nasabah PT. X dalam membayar kredit menggunakan *Geometric Regression*. Estimasi parameter model diperoleh secara *frequentist* melalui metode *Maximum Likelihood* dan hasilnya akan menjadi *initial value* parameter model Bayesian.
5. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan nasabah PT. X dalam membayar kredit dengan *Bayesian Geometric Regression* dengan langkah sebagai berikut.
    a. Dengan menerapkan *pseudo-prior*, hasil estimasi secara *frekuentist* dijadikan nilai pada parameter estimasi Bayesian. Pemodelan *frequentist* didapatkan parameter *mean* masing-masing parameter. Nilai tersebut dijadikan nilai prior pada estimasi Bayesian.
    b. Melakukan simulasi model untuk mendapatkan nilai *thin* optimal. *Thin* optimal apabila model yang didapat tidak terdapat autokorelasi.
    c. Melakukan cek model apakah sudah konvergen dan memenuhi asumsi *irreducible* serta *aperiodic* berdasarkan plot *density* dan plot *series iteration*.
    d. Melakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Uji signifikansi dilakukan dengan menggunakan *highest posterior distribution*.

e. Menginterpretasikan model yang diperoleh berdasarkan *odds ratio* dan nilai peluang dari model *Geometric Regression* yang terbentuk.

6. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan nasabah PT. X dalam melakukan pembayaran kredit dengan *Bayesian Mixture Geometric Regression* dengan langkah sebagai berikut.
   a. Dengan menerapkan *pseudo-prior*, hasil estimasi secara *frekuentist* dijadikan nilai pada parameter estimasi Bayesian. Pemodelan *frequentist* didapatkan parameter *mean* masing-masing parameter. Nilai tersebut dijadikan nilai prior pada estimasi Bayesian.
   b. Melakukan simulasi model untuk mendapatkan nilai *thin* optimal. Thin optimal apabila model yang didapat tidak terdapat autokorelasi.
   c. Melakukan cek rantai markov apakah sudah ergodik dan konvergen dengan asumsi *irreducible*, *recurrent* serta *aperiodic* berdasarkan plot *density* dan plot *series iteration*.
   d. Melakukan uji signifikansi parameter untuk mengketahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Uji signifikansi dilakukan dengan menggunakan *highest posterior distribution*.
   e. Menginterpretasikan model yang diperoleh berdasarkan *odds ratio* dan nilai peluang dari model *Mixture-Geometric Regression* yang terbentuk.
7. Menghitung nilai *Deviance Information Criterion* (DIC) dengan persamaan (2.20) pada masing-masing model kemudian membandingkan model yang diperoleh berdasarkan DIC. Model dengan DIC paling kecil merupakan model terbaik.
8. Menarik kesimpulan dan saran berdasarkan hasil analisis pemodelan frekuensi pembayaran kredit nasabah PT. X.

Diagram alir yang menggambarkan langkah analisis dalam penelitian ini ditunjukkan dalam Gambar 3.2.




**Gambar 3.2** Diagram Alir Penelitian

# BAB IV

# ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini akan dibahas tentang karakteristik data nasabah yang gagal dalam melakukan pembayaran kredit, pemodelan frekuensi pembayaran kredit dengan *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*, kemudian dilanjutkan dengan pemilihan model terbaik. Pendeteksian *mixture distribution* menunjukkan terdapat tiga distribusi geometri pada variabel respon dengan parameter yang berbeda-beda. Pembagian variabel respon ke dalam tiga kategori variabel pemisah dilakukan berdasarkan plot histogram data sehingga diperoleh tiga kategori ketahanan bayar nasabah, yaitu dalam jangka waktu yang singkat, sedang, dan lama dengan proporsi nasabah gagal bayar masing-masing kategori sebesar 0,54; 0,32; dan 0,14.

## 4.1 Karakteristik Data Nasabah Gagal Bayar Kredit

Terjadinya kegagalan nasabah dalam melakukan pembayaran kredit dalam suatu tahap bayar hingga mencapai 210 hari merupakan kejadian sukses pada distribusi geometri setelah nasabah tersebut melakukan beberapa kali pembayaran kredit. Distribusi geometri merupakan distribusi binomial negatif dengan nilai dispersi sama dengan 1 (mengindikasikan kejadian sukses pertama).

Sebanyak 334 nasabah dinyatakan gagal bayar selama kurun waktu Juni 2010 hingga Januari 2018. Rata-rata ($\bar{x}$) frekuensi pembayaran kredit hingga nasabah dinyatakan gagal bayar adalah 16,461. Nilai peluang sukses pada distribusi geometri adalah $1/\bar{x}$, sehingga peluang nasabah dinyatakan gagal bayar adalah sebesar 0,06075. Dengan demikian peluang nasabah dinyatakan gagal bayar kredit pada pembayaran ke-*x* adalah sebagai berikut.

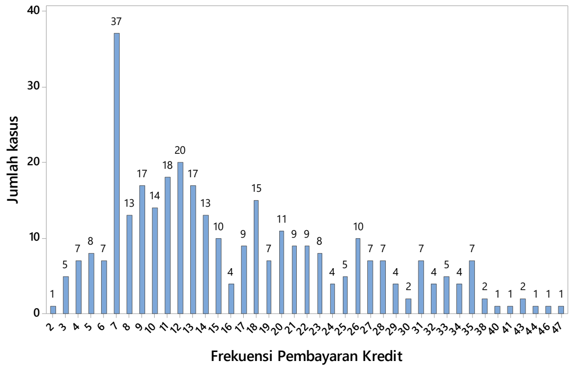
$$P(Y \le y) = \sum_{i=1}^{y} (0,06075)(0,93925)^{i-1}$$

Apabila data frekuensi pembayaran kredit dipisah berdasarkan variabel ketahanan bayar, maka akan terlihat adanya perbedaan rata-rata dalam setiap kategori ketahanan bayarnya. Nasabah yang dinyatakan gagal bayar kredit yang masuk pada kategori dalam jangka waktu singkat (ketahanan bayar bernilai 0) memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan hingga dinyatakan gagal bayar sebesar 13,70166 atau dengan peluang gagal bayar sebesar 0,073. Nasabah gagal bayar yang masuk pada kategori sedang (ketahanan bayar bernilai 1) memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit hingga dinyatakan gagal bayar sebesar 17 hingga 18 kali pembayaran atau dengan peluang gagal bayar sebesar 0,05573. Nasabah yang masuk pada kategori gagal bayar kredit dalam jangka waktu lama (ketahanan bayar bernilai 2) memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit sebesar 23,74468 atau dengan peluang gagal bayar sebesar 0,04211.

$$P(Y \le y) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{x} (0,07300)(0,92700)^{i-1} & \text{, jika ketahanan bayar = 0} \\ \sum_{i=1}^{x} (0,05573)(0,94427)^{i-1} & \text{, jika ketahanan bayar = 1} \\ \sum_{i=1}^{x} (0,04211)(0,95789)^{i-1} & \text{, jika ketahanan bayar = 2} \end{cases}$$

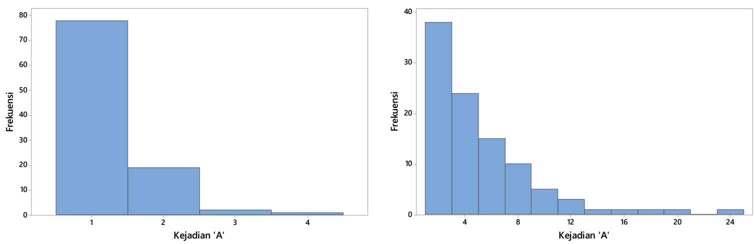
Nasabah yang termasuk ke dalam kategori dalam jangka waktu singkat (ketahanan bayar bernilai 0) memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit paling sedikit jika dibandingkan dengan nasabah yang masuk ke dalam ketahanan bayar pada jangka waktu sedang maupun lama.

Pola frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan nasabah hingga dinyatakan gagal bayar ditunjukkan oleh Gambar 4.1. Berdasarkan Gambar 4.1, dapat diketahui bahwa jumlah kasus kegagalan pembayaran kredit oleh nasabah yang paling banyak terjadi adalah pada 7 kali pembayaran kredit dengan jumlah kasus sebanyak 37 nasabah. Kasus yang tidak begitu banyak terjadi adalah pada frekuensi pembayaran kredit di atas 40 kali. Keragaman data frekuensi pembayaran kredit cukup besar, yaitu 89,4. Hal tersebut dapat disebabkan oleh adanya kesenjangan jumlah pada setiap kasus yang terjadi.




**Gambar 4.1** Pola Frekuensi Pembayaran Kredit Nasabah Gagal Bayar

Distribusi geometri menerapkan konsep peluang terjadinya sukses yang pertama setelah beberapa kali percobaan. Gambar 4.2 menunjukkan simulasi data yang berdistribusi geometri pada peluang 0,8 dan 0,2 dengan jumlah kasus setiap peluang sebanyak 100 kasus.

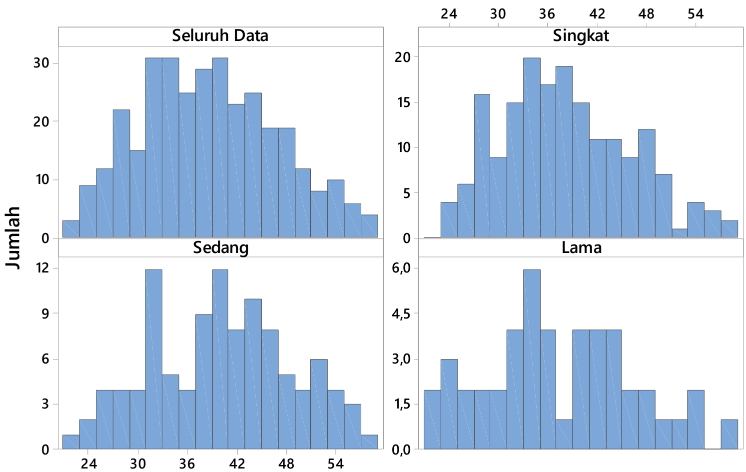



(a) (b)

**Gambar 4.2** Simulasi Data Berdistribusi Geometri (a) $p$=0,8 (b) $p$=0,2

Kejadian ‘A’ pada Gambar 4.2 menggambarkan kejadian sukses pada distribusi geometri. Berdasarkan Gambar 4.2, dapat diketahui bahwa semakin besar peluangnya atau semakin besar nilai paramater $p$, maka semakin kecil kejadian ‘A’. Nilai maksimal pada kejadian ‘A’ saat nilai $p$=0,8 adalah 4, berbeda pada saat nilai $p$=0,2 nilai maksimal kejadian ‘A’ adalah 24. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa semakin besar nilai peluangnya, maka akan semakin sedikit pula kejadian yang terjadi. Artinya, semakin besar nilai parameter $p$, maka semakin cepat untuk mendapatkan kejadian sukses yang pertama. Konsep tersebut tidak dapat diterapkan pada frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar dengan memilah berdasarkan variabel ketahanan bayar. Hal tersebut disebabkan oleh peluang atau nilai parameter $p$ pada setiap kategori ketahanan bayar tidak berbeda jauh sehingga perbedaan jumlah kasus frekuensi pem-bayaran kredit tidak signifikan.

Karakteristik usia nasabah gagal bayar pada saat melakukan pengajuan kredit di PT. X ditunjukkan oleh Gambar 4.3




**Gambar 4.3** Karakteristik Usia Nasabah Gagal Bayar

Berdasarkan Gambar 4.3, dapat dilihat bahwa umur nasabah gagal bayar paling muda pada saat melakukan pengajuan kredit di bawah 24 tahun. Secara visual umur nasabah diindi-kasikan berdistribusi normal karena menyebar cukup merata pada semua umur, yaitu pada rentang usian 20 hingga 60 tahun. Gambar 4.3 menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang begitu signifikan pada setiap kategori ketahanan bayar nasabah. Penyajian statistika deskriptif data umur nasabah gagal bayar ditunjukkan oleh Tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Statistika Deskriptif Usia Nasabah Gagal Bayar

| **Statistika Deskriptif** | **Seluruh Data** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|---|
| | | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| *Mean* | 38,153 | 37,580 | 39,726 | 36,81 |
| Variansi | 68,941 | 62,889 | 71,515 | 80,90 |
| Minimum | 22,000 | 23,000 | 22,000 | 22,00 |
| Maksimum | 58,000 | 58,000 | 57,000 | 57,00 |

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata usia nasabah gagal bayar pada saat melakukan pengajuan kredit adalah 38 tahun. Nilai tersebut tidak berbeda jauh dari nilai rata-rata usia nasabah pada setiap kategori, yaitu berada pada rentang umur 36 – 40 tahun. Usia minimum nasabah gagal bayar saat melakukan pengajuan kredit adalah 22 tahun dan usia maksimumnya adalah 58 tahun. Keragaman data usia nasabah gagal bayar paling besar terdapat pada nasabah dengan kategori ketahanan bayar berada dalam jangka waktu yang lama, yaitu sebesar 80,90.

Karakteristik variabel jenis kelamin yang dibedakan berdasarkan variabel ketahanan bayar ditunjukkan oleh Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** *Crosstabulation* Jenis Kelamin dan Ketahanan Bayar

| **Jenis Kelamin** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| Pria | 161 | 84 | 35 |
| Wanita | 20 | 22 | 12 |

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa dari sebanyak 334 nasabah yang dinyatakan gagal bayar, terdapat 54 nasabah wanita atau sekitar 16% dari total nasabah gagal bayar. Nasabah yang dinyatakan gagal dalam melakukan pembayaran kredit pada masing-masing kategori ketahanan bayar didominasi oleh pria. Perbedaan proporsi banyaknya nasabah pria dan wanita paling besar terjadi pada kategori ketahanan bayar dengan jangka waktu yang singkat, yaitu na-

sabah pria sebanyak 88,9% dari seluruh nasabah dalam kategori tersebut.

Tabel 4.3 menunjukkan karakteristik data nasabah gagal bayar berdasarkan status perkawinan. Sebagian besar nasabah gagal bayar pada saat melakukan pengajuan kredit memiliki status perkawinan menikah. Apabila dipilah berdasarkan variabel ketahanan bayar, status perkawinan pada masing-masing kategori ketahanan bayar relatif homogen, yaitu didominasi oleh status menikah. Status perkawinan cerai dan belum menikah memiliki proporsi masing-masing sebe-sar 5% dan 10% dari 334 nasabah.

**Tabel 4.3** *Crosstabulation* Status Perkawinan dan Ketahanan Bayar

| **Status Perkawinan** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| Belum menikah | 20 | 5 | 9 |
| Menikah | 154 | 94 | 35 |
| Cerai | 7 | 7 | 3 |

Karakteristik data *down payment* (DP) pada nasabah gagal bayar berdasarkan variabel ketahanan bayar ditampilkan melalui Tabel 4.4.

**Tabel 4.4** *Crosstabulation* DP dan Ketahanan Bayar

| **DP** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| ≤ 20% | 6 | 0 | 0 |
| 20,1 - 30% | 148 | 83 | 30 |
| 30,1 - 50% | 26 | 20 | 16 |
| > 50% | 1 | 3 | 1 |

Masing-masing kategori ketahanan bayar yang ditunjukkan oleh Tabel 4.4 didominasi oleh DP pada kisaran 20,1 – 30%. Nasabah yang membayarkan DP ≤ 20% memiliki ketahanan bayar dalam jangka waktu yang singkat hingga dinyatakan gagal bayar.

Terdapat 5 dari 334 nasabah yang membayarkan DP di atas 50% dari harga pembelian kendaraan.

Karakteristik data tenor atau lama angsuran nasabah yang dinyatakan gagal dalam melakukan pembayaran kredit berdasarkan variabel ketahanan bayar dapat dilihat melalui Tabel 4.5. Sebanyak 94 dari 334 nasabah atau sebesar 28% nasabah memiliki ketahanan bayar dalam jangka waktu yang singkat hingga dinyatakan gagal bayar dengan tenor antara 25 – 36 bulan. Banyaknya nasabah yang dinyatakan gagal bayar paling sedikit pada tenor antara 0 – 24 bulan, yaitu sebesar 9,28% dari seluruh nasabah gagal bayar.

**Tabel 4.5** *Crosstabulation* Tenor dan Ketahanan Bayar

| **Tenor** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| 0 - 24 bulan | 12 | 12 | 7 |
| 25 - 36 bulan | 94 | 63 | 27 |
| 37 - 48 bulan | 75 | 31 | 13 |

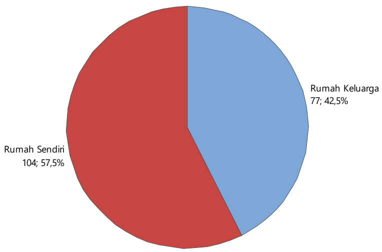
Karakteristik data pendidikan terakhir nasabah gagal bayar menurut kategori ketahanan bayar ditampilkan melalui Tabel 4.6.

**Tabel 4.6** *Crosstabulation* Pendidikan Terakhir dan Ketahanan Bayar

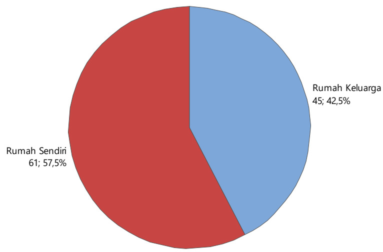
| **Pendidikan Terakhir** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| SD | 45 | 16 | 8 |
| SLTP | 28 | 17 | 4 |
| SLTA | 65 | 48 | 20 |
| Perguruan Tinggi | 43 | 25 | 15 |

Berdasarkan Tabel 4.6, dapat diketahui bahwa sebagian besar nasabah gagal bayar merupakan tamatan SLTA, yaitu sebanyak 39,8% dari 334 nasabah. Sebanyak 4 dari seluruh nasabah gagal bayar atau sebesar 1,2% merupakan tamatan SLTP dan memiliki ketahanan bayar dalam jangka waktu yang lama. Banyaknya nasabah gagal bayar tamatan SD maupun Perguruan Tinggi yang memiliki ketahanan bayar dalam jangka waktu singkat tidak berbeda jauh, yaitu masing-masing kurang lebih sebesar 13% dari total nasabah gagal bayar.

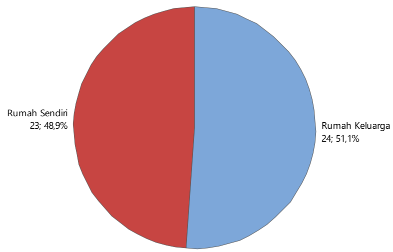
Data status kepemilikan rumah nasabah gagal bayar pada saat melakukan pengajuan kredit berdasarkan variabel ketahanan bayar memiliki karakteristik yang ditampilkan pada Gambar 4.4.




(a)




(b)




(c)

**Gambar 4.4** *Pie Chart* Status Kepemilikan Rumah Berdasarkan Ketahanan Bayar (a) Singkat (b) Sedang, dan (c) Lama

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa banyaknya nasabah gagal bayar yang memiliki rumah sendiri tidak berbeda jauh dengan nasabah yang tinggal pada rumah milik keluarga. Nasabah dengan ketahanan bayar singkat dan sedang memiliki proporsi yang sama untuk status kepemilikan rumah, yaitu sebesar 42,5% nasabah tinggal pada rumah milik keluarga dan sebesar 57,5% nasabah tinggal di rumah milik sendiri. Sebanyak 51,5% dari nasabah yang memiliki ketahanan bayar dalam jangka waktu yang lama bertempat tinggal di rumah milik keluarga.

**Tabel 4.7** Statistika Deskriptif Lama Tinggal Nasabah

| Lama Tinggal | Ketahanan Bayar | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| *Mean* | 15,414 | 16,07 | 16,55 |
| Varians | 115,100 | 111,85 | 93,17 |
| Minimum | 1,000 | 1,00 | 5,00 |
| Maksimum | 55,000 | 45,00 | 39,00 |

Data lama tinggal nasabah berdasarkan kategori ketahanan bayar memiliki karakteristik yang ditunjukkan melalui Tabel 4.7. Berdasarkan Tabel 4.7, dapat diketahui bahwa rata-rata lama tinggal nasabah tidak berbeda signifikan jika dilihat berdasarkan variabel ketahanan bayar nasabah, yaitu rata-rata lama tinggal pada setiap kategori ketahanan bayar berada pada kisaran 15 hingga 17 tahun. Keragaman data lama nasabah menempati tempat tinggal terbesar terletak pada kategori ketahanan bayar dalam jangka waktu yang singkat, yaitu sebesar 115,1. Hal tersebut dapat dilihat berdasarkan *range* antara data minimum dan maksimum lama tinggal nasabah dengan jangka waktu singkat cukup besar di antara kategori lainnya. Nasabah untuk kategori ketahanan bayar lama memiliki waktu tinggal paling lama 39 tahun, sedangkan pada kategori ketahanan bayar singkat dan sedang, nasabah telah menempati tempat tinggal masing-masing selama 55 dan 45 tahun.

Karakteristik data lama nasabah telah bekerja pada saat mengajukan permohonan kredit menurut variabel ketahanan bayar ditunjukkan oleh Tabel 4.8.

**Tabel 4.8** Statistika Deskriptif Lama Bekerja Nasabah

| Lama Bekerja | Ketahanan Bayar | | |
|---|---|---|---|
| | Singkat | Sedang | Lama |
| *Mean* | 3,519 | 9,330 | 8,915 |
| Varians | 27,551 | 23,157 | 44,340 |
| Minimum | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Maksimum | 25,000 | 20,000 | 30,000 |

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa terdapat beberapa nasabah yang pada saat melakukan pengajuan kredit memiliki lama bekerja belum mencapai satu tahun. Nasabah gagal bayar yang paling lama bekerja terdapat pada kategori ketahanan bayar dalam jangka waktu lama, yaitu selama 30 tahun. Berdasarkan Tabel 4.8, dapat dilihat adanya perbedaan signifikan antara rata-rata lama bekerja nasabah gagal bayar pada ketahanan bayar dalam jangka waktu singkat dengan kedua kategori lainnya, yaitu selama 3 hingga 4 tahun. Rata-rata lama bekerja nasabah berdasarkan ketahanan bayar dalam jangka waktu sedang dan lama tidak berbeda jauh, yaitu antara 8 hingga 10 tahun. Keragaman data lama bekerja tertinggi pada kategori ketahanan bayar dalam jangka waktu lama sebesar 44,340, sedangkan keragaman data lama bekerja terendah pada kategori ketahanan bayar dalam jangka waktu lama sebesar 23,157.

Karakteristik data angsuran atau cicilan pembayaran nasabah gagal bayar berdasarkan variabel ketahanan bayar ditampilkan melalui Tabel 4.9. Tabel 4.9 menunjukkan bahwa proporsi banyaknya nasabah gagal bayar pada setiap kategori angsuran tidak berbeda jauh, kecuali pada kategori angsuran pada kisaran Rp 3.000.0001,- sampai dengan Rp 4.000.000,- yang proporsinya terkecil. Sebanyak 5 nasabah atau 1,5% dari seluruh nasabah gagal bayar memiliki besaran angsuran pada kisaran Rp 3.000.0001,- hingga Rp 4.000.000,- dan termasuk ke dalam nasabah dengan ketahanan bayar dalam jangka waktu yang lama. Jumlah nasabah gagal bayar pada kategori ketahanan bayar singkat dengan angsuran kurang dari Rp 2.000.000,- tidak berbeda jauh jika dibandingkan dengan angsuran lebih dari Rp. 4.000.000,-.

**Tabel 4.9** *Crosstabulation* Angsuran dan Ketahanan Bayar

| **Angsuran** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| ≤ 2.000.000 | 54 | 28 | 13 |
| 2.000.001 - 3.000.000 | 44 | 36 | 21 |
| 3.000.001 - 4.000.000 | 27 | 17 | 5 |
| > 4.000.000 | 56 | 25 | 8 |

Data premi asuransi yang dibayarkan oleh nasabah gagal bayar berdasarkan variabel ketahanan bayar memiliki karakteristik yang ditampilkan pada Tabel 4.10. Berdasarkan Tabel 4.10, dapat dilihat bahwa data premi asuransi tidak homogen di setiap kategori ketahanan bayar. Pada kategori ketahanan bayar dalam jangka waktu yang singkat, diketahui jumlah nasabah gagal bayar terbanyak ketika dilakukan pembayaran premi di atas Rp 4.000.000,-. Nasabah gagal bayar terbanyak pada kategori ketahanan bayar dalam jangka waktu sedang adalah sebanyak 46 nasabah atau sebesar 13,77% dari total nasabah dimana premi asuransi yang dibayarkan di bawah Rp 2.000.000,-. Proporsi premi asuransi pada kisaran Rp 2.000.001,- sampai Rp 3.000.000,- sebesar 12,8%. Persentase tersebut tidak berbeda jauh dengan premi asuransi pada kisaran angkaRp 3.000.001,- sampai Rp 4.000.000,-.

**Tabel 4.10** *Crosstabulation* Premi Asuransi dan Ketahanan Bayar

| **Premi** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| ≤ 2.000.000 | 33 | 46 | 31 |
| 2.000.001 - 3.000.000 | 29 | 9 | 5 |
| 3.000.001 - 4.000.000 | 22 | 19 | 1 |
| > 4.000.000 | 97 | 32 | 10 |

Karakteristik data tipe pekerjaan nasabah gagal bayar berdasarkan variabel ketahanan bayar ditampilkan melalui Tabel 4.11.

**Tabel 4.11** *Crosstabulation* Tipe Pekerjaan dan Ketahanan Bayar

| **Pekerjaan** | **Ketahanan Bayar** | | |
|---|---|---|---|
| | **Singkat** | **Sedang** | **Lama** |
| Guru | 1 | 2 | 1 |
| Karyawan Swasta | 38 | 37 | 10 |
| PNS | 1 | 2 | 1 |
| Pengusaha | 131 | 54 | 29 |
| Petani | 1 | 0 | 1 |
| Pensiunan | 0 | 1 | 0 |
| Mahasiswa dan Pelajar | 4 | 2 | 3 |
| Ibu Rumah Tangga | 3 | 6 | 1 |
| Pegawai BUMN | 0 | 0 | 1 |
| Lain-lain | 2 | 2 | 0 |

Tabel 4.11 menunjukkan bahwa sebanyak 214 atau sebesar 64% nasabah gagal bayar yang bekerja sebagai pengusaha. Profesi nasabah gagal bayar terbanyak selanjutnya adalah sebagai karyawan swasta. Hanya terdapat satu pegawai BUMN yang dinyatakan gagal bayar serta masuk ke dalam kategori tahan bayar dengan jangka waktu yang lama.

Hasil pengujian independensi pada variabel berskala rasio ditunjukkan dalam Tabel 4.12.

**Tabel 4.12** Hasil Uji Independensi dengan *Pearson Correlation*

| **Variabel 1** | **Variabel 2** | ***r*** | ***P-value*** |
|---|---|---|---|
| Usia | Lama Tinggal | 0,191 | 0,000* |
| Usia | Lama Bekerja | 0,261 | 0,000* |
| Lama Tinggal | Lama Bekerja | 0,074 | 0,176 |

Berdasarkan Tabel 4.12, dapat diketahui bahwa pada taraf signifikansi sebesar 5%, variabel lamanya nasabah menempati tempat tinggal dan variabel lamanya nasabah bekerja masing-

masing dependen terhadap variabel usia. Hal tersebut dilihat dari *P-value* kurang dari 0,05. Selain itu, dapat pula dilihat dari nilai statistik uji *r* yang lebih dari $r_{(0,05,334)}$ sebesar 0,1079. Variabel lama tinggal dan lama nasabah bekerja tidak berkorelasi atau saling independen.

Hasil pengujian independensi data dengan menggunakan uji *polyserial correlation* pada variabel kategorik dan numerik ditunjukkan melalui Tabel 4.13.

**Tabel 4.13** Hasil Uji Independensi dengan *Polyserial Correlation*

| Variabel 1 | Variabel 2 | *p* | *r* |
|---|---|---|---|
| Usia | Jenis Kelamin | 0,1410 | 3,1385 |
| Usia | Status Kawin | 0,3939 | 37,9513 |
| Usia | DP | 0,0395 | 0,3081 |
| Usia | Tenor | -0,0559 | 0,8003 |
| Usia | Pendidikan | -0,0668 | 1,2898 |
| Usia | Status Rumah | 0,5913 | 171,5903 |
| Usia | Angsuran | 0,0799 | 1,8145 |
| Usia | Premi | 0,0852 | 1,9156 |
| Usia | Pekerjaan | 0,0882 | 2,0916 |
| Lama Tinggal | Jenis Kelamin | 0,0652 | 0,6327 |
| Lama Tinggal | Status Kawin | -0,1380 | 3,5396 |
| Lama Tinggal | DP | 0,0556 | 0,6080 |
| Lama Tinggal | Tenor | 0,0962 | 2,3694 |
| Lama Tinggal | Pendidikan | -0,0599 | 1,0509 |
| Lama Tinggal | Status Rumah | -0,0884 | 1,6931 |
| Lama Tinggal | Angsuran | 0,0621 | 1,0971 |
| Lama Tinggal | Premi | 0,0433 | 0,4816 |
| Lama Tinggal | Pekerjaan | 0,0037 | 0,0035 |
| Lama Bekerja | Jenis Kelamin | 0,2179 | 8,5592 |
| Lama Bekerja | Status Kawin | 0,0379 | 0,2501 |
| Lama Bekerja | DP | 0,2393 | 13,1421 |

**Tabel 4.13** Hasil Uji Independensi dengan *Polyserial Correlation* (Lanjutan)

| **Variabel 1** | **Variabel 2** | ***p*** | ***r*** |
|---|---|---|---|
| Lama Bekerja | Tenor | -0,0745 | 1,4382 |
| Lama Bekerja | Pendidikan | 0,1244 | 4,5499 |
| Lama Bekerja | Status Rumah | 0,1303 | 3,5692 |
| Lama Bekerja | Angsuran | -0,0649 | 1,1846 |
| Lama Bekerja | Premi | -0,1771 | 8,7181 |
| Lama Bekerja | Pekerjaan | -0,0390 | 0,3961 |

Berdasarkan Tabel 4.13, dapat diketahui bahwa dari 27 kombinasi variabel prediktor pada uji *polyserial correlation*, tidak ada kombinasi variabel prediktor yang saling berhubungan (dependen) antar variabelnya. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai *r* pada semua kombinasi yang lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai $X^2_{(0.05,334)}$ sebesar 337,62.

Pengujian independensi pada dua variabel prediktor yang keduanya kategorik dilakukan dengan uji *polychoric correlation* dengan hasil yang ditunjukkan dalam Tabel 4.14.

**Tabel 4.14** Hasil Uji Independensi dengan *Polychoric Correlation*

| **Variabel 1** | **Variabel 2** | ***p*** | ***r*** |
|---|---|---|---|
| Jenis Kelamin | Status Kawin | 0,4270 | 20,6172 |
| Jenis Kelamin | DP | 0,1845 | 3,0993 |
| Jenis Kelamin | Tenor | 0,0836 | 0,8222 |
| Jenis Kelamin | Pendidikan | 0,1915 | 4,9206 |
| Jenis Kelamin | Status Rumah | 0,1128 | 1,1970 |
| Jenis Kelamin | Angsuran | 0,0409 | 0,2065 |
| Jenis Kelamin | Premi | 0,1103 | 1,4085 |
| Jenis Kelamin | Pekerjaan | 0,0873 | 1,0717 |
| Status Kawin | DP | -0,0044 | 0,0021 |
| Status Kawin | Tenor | -0,0314 | 0,1329 |
| Status Kawin | Pendidikan | -0,2271 | 8,6157 |

**Tabel 4.14** Hasil Uji Independensi dengan *Polychoric Correlation* (Lanjutan)

| **Variabel 1** | **Variabel 2** | ***p*** | ***r*** |
|---|---|---|---|
| Status Kawin | Status Rumah | 0,3777 | 20,3193 |
| Status Kawin | Angsuran | -0,0021 | 0,0006 |
| Status Kawin | Premi | 0,0067 | 0,0060 |
| Status Kawin | Pekerjaan | -0,0831 | 0,9789 |
| DP | Tenor | -0,3238 | 19,4768 |
| DP | Pendidikan | -0,0722 | 0,8923 |
| DP | Status Rumah | 0,0840 | 0,8804 |
| DP | Angsuran | -0,3188 | 20,4890 |
| DP | Premi | -0,3133 | 18,4801 |
| DP | Pekerjaan | 0,0755 | 0,8679 |
| Tenor | Pendidikan | 0,1210 | 3,3157 |
| Tenor | Status Rumah | -0,0073 | 0,0085 |
| Tenor | Angsuran | 0,4932 | 97,6497 |
| Tenor | Premi | 0,7531 | 519,2331 |
| Tenor | Pekerjaan | -0,0095 | 0,0178 |
| Pendidikan | Status Rumah | -0,1234 | 2,8134 |
| Pendidikan | Angsuran | 0,2088 | 11,5119 |
| Pendidikan | Premi | 0,1977 | 9,4652 |
| Pendidikan | Pekerjaan | -0,2385 | 14,2862 |
| Status Rumah | Angsuran | 0,2060 | 8,0734 |
| Status Rumah | Premi | 0,2338 | 9,7515 |
| Status Rumah | Pekerjaan | 0,0848 | 1,1903 |
| Angsuran | Premi | 0,7517 | 588,7437 |
| Angsuran | Pekerjaan | 0,0590 | 0,7676 |
| Premi | Pekerjaan | 0,0676 | 0,9377 |

Berdasarkan Tabel 4.14, dapat diketahui bahwa terdapat dua kombinasi variabel prediktor yang saling dependen, yaitu variabel tenor dengan premi serta variabel angsuran dengan premi. Nilai *r* pada kedua kombinasi variabel tersebut lebih besar dari nilai $X^2_{(0.05,334)}$ sebesar 337,62 sehingga dapat diambil keputusan untuk menolak hipotesis awal atau dengan kata lain kedua variabel saling dependen.

## 4.2 Pemodelan Frekuensi Pembayaran Kredit

Sebelum dilakukan pemodelan dengan *Bayesian Geometric Regression*, terlebih dahulu dilakukan pemodelan dengan metode *Maximum Likelihood* untuk mendapatkan *initial value prior* pada metode Bayesian. Pemodelan regresi geometri dengan *Maximum Likelihood* dengan aplikasi R tidak tersedia, sehingga pemodelan dilakukan dengan pendekatan distribusi binomial negatif dengan parameter dispersi bernilai satu. Hasil estimasi parameter pemodelan frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan sebelum nasabah dinyatakan gagal bayar ditunjukkan pada Tabel 4.15.

**Tabel 4.15** Hasil Estimasi Parameter *Maximum Likelihood*

| Parameter | Estimasi | SE | Nilai *t* | *P-value* |
|---|---|---|---|---|
| Konstan | 1,8257 | 0,4514 | 4,045 | 0,000 |
| Usia | -0,0015 | 0,0050 | -0,300 | 0,765 |
| Jenis Kelamin (1) | 0,0384 | 0,1055 | 0,364 | 0,716 |
| Status Kawin (1) | 0,2219 | 0,1187 | 1,868 | 0,063 |
| Status Kawin (2) | 0,1269 | 0,1887 | 0,672 | 0,502 |
| DP (1) | 0,4767 | 0,2433 | 1,960 | 0,051 |
| DP (2) | 0,5498 | 0,2536 | 2,168 | 0,031 |
| DP (3) | 0,4252 | 0,3549 | 1,198 | 0,232 |
| Tenor (1) | 0,2642 | 0,1208 | 2,187 | 0,030 |
| Tenor (2) | 0,3767 | 0,1454 | 2,590 | 0,010 |
| Pendidikan (1) | 0,0038 | 0,1106 | 0,034 | 0,973 |
| Pendidikan (2) | -0,0988 | 0,0884 | -1,117 | 0,265 |
| Pendidikan (3) | -0,0744 | 0,1054 | -0,706 | 0,481 |
| Status Rumah (1) | 0,0767 | 0,0747 | 1,028 | 0,305 |
| Lama Tinggal | 0,0061 | 0,0032 | 1,899 | 0,059 |

**Tabel 4.15** Hasil Estimasi Parameter *Maximum Likelihood* (Lanjutan)

| Parameter | Estimasi | SE | Nilai *t* | *P-value* |
|---|---|---|---|---|
| Lama Bekerja | -0,0008 | 0,0060 | -0,139 | 0,890 |
| Angsuran (1) | -0,1378 | 0,0937 | -1,472 | 0,142 |
| Angsuran (2) | -0,1524 | 0,1241 | -1,228 | 0,221 |
| Angsuran (3) | 0,0104 | 0,1294 | 0,080 | 0,936 |
| Premi (1) | -0,1776 | 0,1070 | -1,660 | 0,098 |
| Premi (2) | 0,0229 | 0,1136 | 0,202 | 0,840 |
| Premi (3) | -0,1219 | 0,1263 | -0,965 | 0,335 |
| Pekerjaan (1) | 0,2072 | 0,3104 | 0,667 | 0,505 |
| Pekerjaan (2) | 0,3199 | 0,4122 | 0,776 | 0,438 |
| Pekerjaan (3) | 0,0431 | 0,3073 | 0,140 | 0,889 |
| Pekerjaan (4) | -0,3745 | 0,5144 | -0,728 | 0,467 |
| Pekerjaan (5) | -0,5428 | 0,6673 | -0,813 | 0,417 |
| Pekerjaan (6) | 0,5897 | 0,3655 | 1,613 | 0,108 |
| Pekerjaan (7) | 0,2038 | 0,3484 | 0,585 | 0,559 |
| Pekerjaan (8) | 0,8716 | 0,6365 | 1,369 | 0,172 |
| Pekerjaan (9) | -0,0714 | 0,4197 | -0,170 | 0,865 |

Tabel 4.15 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi sebesar 0.10, maka variabel yang berpengaruh signifikan terhadap frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan sebelum nasabah dinyatakan gagal bayar adalah status kawin ($X_3$), DP ($X_4$), tenor ($X_5$), lama tinggal ($X_8$), dan premi ($X_{11}$). Pada taraf signifikansi 0.05, variabel yang berpengaruh signfikan adalah DP dan tenor. Sebelum dilanjutkan untuk melakukan analisis regresi dengan metode estimasi Bayesian, diperlukan pemodelan kembali pada variabel-variabel yang dianggap berpengaruh signifikan untuk mendapatkan model terbaik pada regresi geometri dengan *Maximum Likelihood*. Pemodelan kembali variabel-variabel tersebut berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi sebesar 0,10. Pemilihan taraf signifikansi sebesar 0,10 dimaksudkan untuk melihat pengaruh variabel yang tidak signifi-

kan pada $\alpha$=5%, yaitu status kawin, lama tinggal, dan premi memiliki pengaruh terhadap frekuensi pembayaran kredit pada saat dilakukan estimasi parameter dengan Bayesian, walaupun pengaruhnya tidak sebesar DP dan tenor. Analisis Bayesian dapat mengatasi masalah multikolinearitas. Hasil pada pengujian independensi menunjukkan bahwa variabel tenor dan premi saling berkorelasi sehingga hal ini memungkinkan variabel premi tidak berpengaruh signifikan pada $\alpha$=5%. Oleh karena itu, *pseudo prior* pada analisis Bayesian menggunakan estimasi parameter model terbaik dengan *Maximum Likelihood* pada taraf signifikansi 10%.

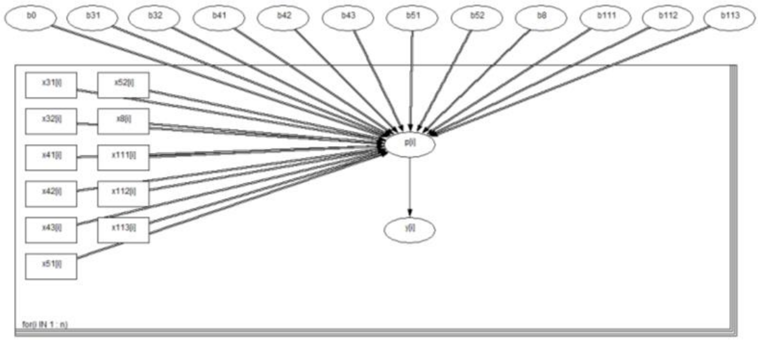
### 4.2.1 Pemodelan *Bayesian Geometric*

Hasil pemodelan terbaik regresi geometri dengan *Maximum Likelihood* dan variabel yang berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi sebesar 10% ditunjukkan melalui Tabel 4.16.

**Tabel 4.16** Hasil Estimasi Parameter Model Terbaik *Maximum Likelihood*

| Parameter | Estimasi | SE | Nilai *t* | *P-value* |
|---|---|---|---|---|
| Konstan | 1,8325 | 0,2780 | 6,591 | 0,000 |
| Status Kawin (1) | 0,1468 | 0,1026 | 1,430 | 0,154 |
| Status Kawin (2) | 0,0584 | 0,1667 | 0,350 | 0,726 |
| DP (1) | 0,4991 | 0,2384 | 2,094 | 0,037 |
| DP (2) | 0,5699 | 0,2472 | 2,305 | 0,022 |
| DP (3) | 0,4860 | 0,3442 | 1,412 | 0,159 |
| Tenor (1) | 0,3170 | 0,1124 | 2,820 | 0,005 |
| Tenor (2) | 0,5041 | 0,1344 | 3,750 | 0,000 |
| Lama Tinggal | 0,0038 | 0,0030 | 1,272 | 0,204 |
| Premi (1) | -0,1110 | 0,1024 | -1,084 | 0,279 |
| Premi (2) | -0,0011 | 0,1044 | -0,010 | 0,992 |
| Premi (3) | -0,1730 | 0,0955 | -1,810 | 0,071 |

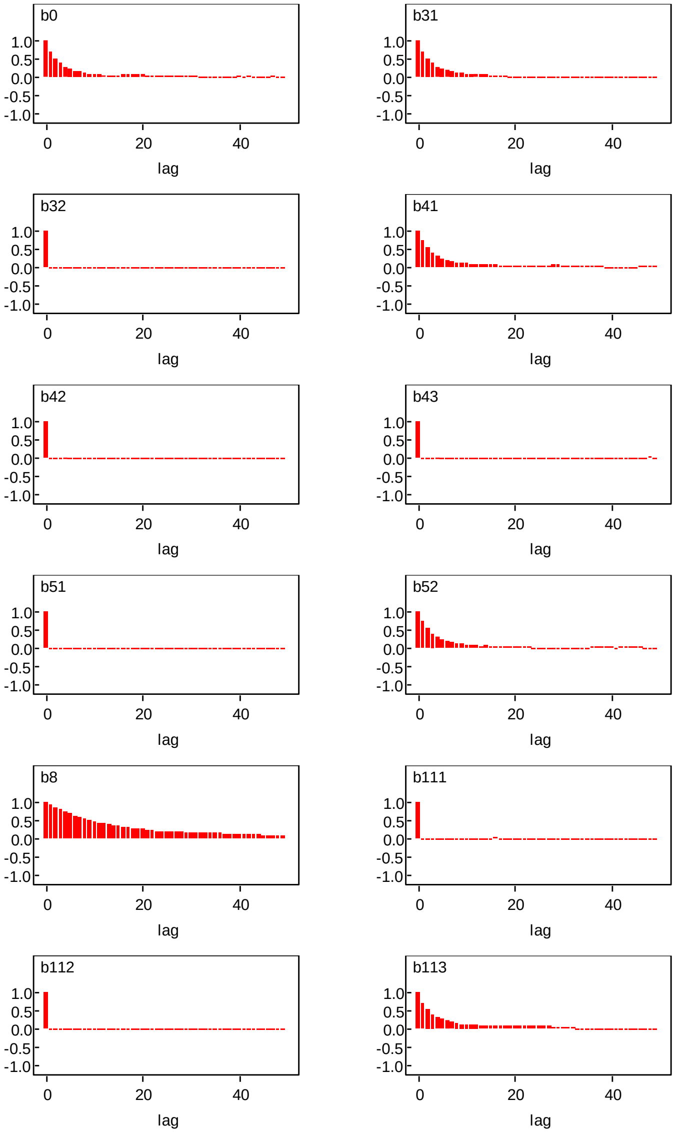
Hasil estimasi parameter yang diperoleh dengan metode *Maximum Likelihood* yang ditunjukkan dalam Tabel 4.16 akan digunakan sebagai *pseudo prior* pada regresi geometri dengan Bayesian. Bentuk *doodle Bayesian Geometric Regression* untuk memodelkan frekuensi pembayaran kredit disajikan dalam Gambar 4.5 dengan *syntax* yang digunakan ditunjukkan dalam Lampiran 2.




**Gambar 4.5** *Doodle Bayesian Geometric Regression*

Nilai *p*[*i*] pada Gambar 4.5 adalah nilai *invers* dari *link function*. Setelah menyusun *doodle* beserta *syntax*, Selanjutnya dilakukan simulasi model untuk mendapatkan *thin* yang optimal. *Thin* optimal apabila model regresi yang didapat tidak ada autokorelasi. *Thin* merupakan kelipatan pengambilan iterasi hingga jumlah sampel iterasi yang diinginkan (*update*) terpenuhi. Misalkan jumlah sampel iterasi yang diinginkan sebesar 10.000 dengan nilai *thin* adalah 50, maka akan dilakukan iterasi sebanyak 500.000 dengan pengambilan sampel yaitu pada iteasi ke-0, iterasi ke-50, iterasi ke-100, sampai iterasi ke-500.000. Oleh karena itu, semakin besar nilai *thin* yang digunakan, maka akan semakin banyak waktu yang digunakan dalam *running* program karena banyaknya iterasi yang dilakukan merupakan hasil perkalian antara nilai *thin* dengan *update*. Simulasi *thin* dilakukan mulai dari 1, 10, 50, 100, sampai dengan 500, namun diperoleh *thin* optimal saat bernilai 200.

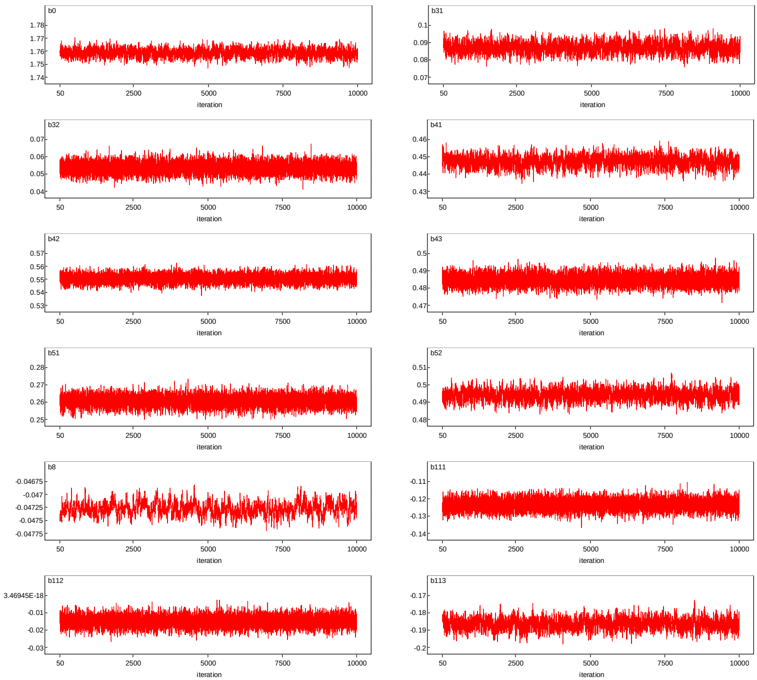
Plot *autocorrelation function* dengan menggunakan nilai *thin* sebesar 200 untuk model *Bayesian Geometric Regression* ditampilkan pada Gambar 4.6.




**Gambar 4.6** Plot ACF Model *Bayesian Geometric Regression*

Penelitian ini menggunakan *thin* sebesar 200 dengan *update* sebanyak 10.000 iterasi pada model *Bayesian Geometric Regression*. Artinya, dilakukan iterasi sebanyak 2.000.000 kali dengan pengambilan sampel iterasi dila-kukan pada iterasi ke-0, iterasi ke-200, iterasi ke-400, dan seterusnya. Plot *autocorrelation function* model *Bayesian Geometric Regression* yang ditampilkan pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada model sehingga tidak ada pengaruh pe-riode waktu pada data.

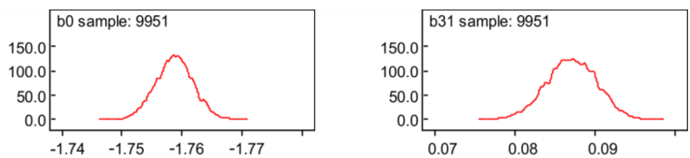
Plot iterasi parameter dapat menunjukkan sifat dari hasil iterasi MCMC apakah telah *ergodic* atau tidak. Gambar 4.7 adalah plot iterasi parameter dalam model *Bayesian Geometric Regression*.



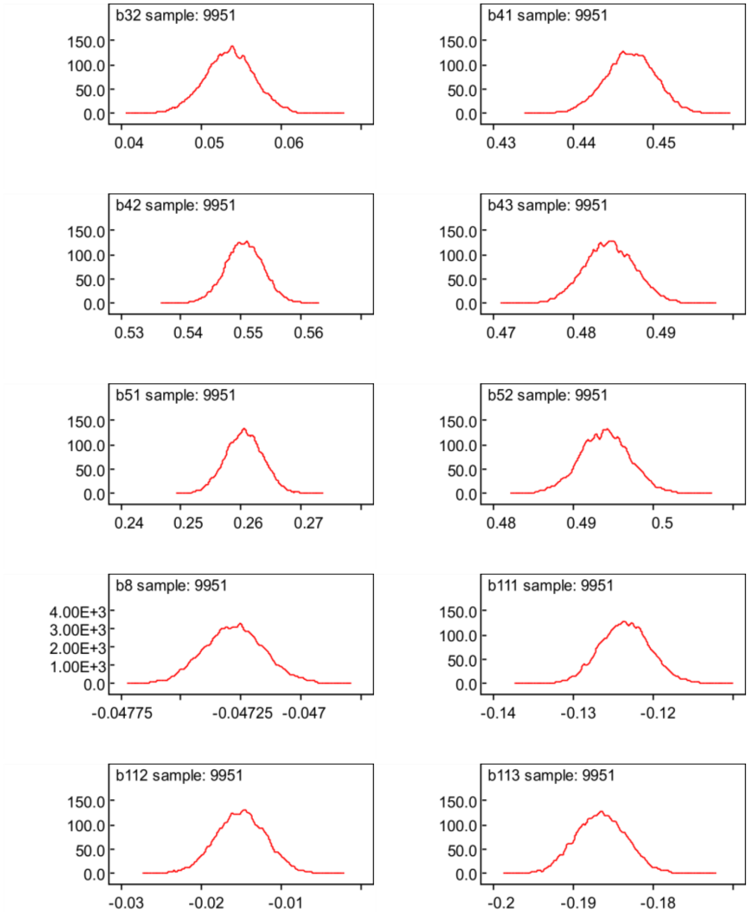

**Gambar 4.7** Plot Iterasi Parameter *Bayesian Geometric Regression*

Pada pemodelan *Bayesian Gemoetric Regression* dilakukan *burn in* sebanyak 50 sampel sehingga sampel yang digunakan adalah sebanyak 9.950 iterasi. Hal ini bertujuan untuk menghindari pengaruh dari nilai awal (*initial value*). Gambar 4.7 menunjukkan bahwa hasil estimasi parameter regresi geometri dengan Bayesian telah memenuhi syarat konvergen. Syarat konvergen tersebut ditunjukkan oleh syarat *irreducible* yang telah terpenuhi. *Irreducible* diartikan dengan hasil iterasi pada masing-masing parameter memiliki nilai yang acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam *Markov chain*. Selain itu, syarat *aperiodic* telah terpenuhi yang ditunjukkan berdasarkan hasil iterasi masing-masing parameter tidak memiliki periode tertentu, kemungkinan untuk mendapatkan nilai yang sama antara iterasi satu dengan yang lain sangat kecil. Berdasarkan Gambar 4.7, dapat dilihat bahwa nilai parameter yang dibangkitkan (*state* i) memiliki kemungkinan untuk kembali ke *state* i sehingga sifat *recurrent* dalam *Markov chain* telah terpenuhi. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa *Markov chain* pada pemodelan dengan *Bayesian Geometric Regression* telah memenuhi sifat *ergodic* karena plot iterasi parameter telah menunjukkan sifat *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*.

Prior parameter pada *Bayesian Geometric Regression* adalah distribusi normal dengan *mean* yang diperoleh dari hasil estimasi menggunakan iterasi *Newton-Raphson* dan presisi sebesar $10^5$. Penggunaan prior distribusi normal disebabkan estimasi parameter telah menggunakan *link function* sehingga secara teori GLMs, prior parameter berdistribusi normal. Gambar 4.8 menunjukkan distribusi pada masing-masing parameter dalam pemodelan *Bayesian Geometric Regression.*




**Gambar 4.8** Distribusi Parameter *Bayesian Geometric Regression*




**Gambar 4.8** Distribusi Parameter *Bayesian Geometric Regression* (Lanjutan)

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa masing-masing parameter berdistribusi normal dan hanya memiliki satu puncak sehingga nilai *mean* telah konvergen atau telah terpusat ke suatu titik, dimana titik tersebut merupakan estimasi parameter yang didapatkan dengan metode Bayesian.

*Highest Posterior Density* digunakan untuk mengetahui tingkat signifikansi parameter. Taraf signfikansi yang digunakan adalah sebesar 5%, sehingga parameter model dapat dikatakan signifikan apabila nilai estimasi tidak melewati angka nol pada *confident interval* 2,5% sampai dengan 97,5%. Hasil estimasi parameter dengan *Bayesian Geometric Regression* ditampilkan pada Tabel 4.17. Tabel 4.17 menunjukkan bahwa setiap parameter tidak melewati nol dalam *confident interval* 2,5% sampai dengan 97,5%. Oleh karena itu, kelima variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap banyaknya frekuensi pembayaran kredit yang dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar.

**Tabel 4.17** Hasil Estimasi Parameter *Bayesian Geometric Regression*

| Parameter | Estimasi | SE | 2,5% | 97,5% |
|---|---|---|---|---|
| Konstan | -1,7590 | 0,0031 | -1,7530 | -1,7650 |
| Status Kawin (1) | 0,0871 | 0,0032 | 0,0808 | 0,0933 |
| Status Kawin (2) | 0,0536 | 0,0031 | 0,0474 | 0,0598 |
| DP (1) | 0,4472 | 0,0032 | 0,4409 | 0,4533 |
| DP (2) | 0,5506 | 0,0032 | 0,5443 | 0,5568 |
| DP (3) | 0,4846 | 0,0032 | 0,4784 | 0,4910 |
| Tenor (1) | 0,2605 | 0,0031 | 0,2544 | 0,2666 |
| Tenor (2) | 0,4940 | 0,0032 | 0,4877 | 0,5002 |
| Lama Tinggal | -0,0473 | 0,0001 | -0,0475 | -0,0470 |
| Premi (1) | -0,1235 | 0,0031 | -0,1296 | -0,1172 |
| Premi (2) | -0,0150 | 0,0031 | -0,0212 | -0,0089 |
| Premi (3) | -0,1865 | 0,0032 | -0,1926 | -0,1802 |

Dengan demikian, model dugaan frekuensi pembayaran kredit yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = \frac{1}{1 - e^{\mathbf{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}}}$$

dengan $\mathbf{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}$ **=** -1,759 + 0,0871 Status Kawin (1) + 0,0536 Status Kawin (2) + 0,4472 DP (1) + 0,5506 DP (2) + 0,4846 DP (3) +

0,2605 Tenor (1) + 0,4940 Tenor (2) – 0,0473 Lama Tinggal – 0,1235 Premi (1) – 0,015 Premi (2) – 0,1865 Premi (3).

Dengan menganggap variabel lain tetap, maka peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar berdasarkan variabel status kawin ditunjukkan oleh Tabel 4.18. Berdasarkan Tabel 4.18, dapat dilihat bahwa rata-rata pembayaran kredit yang dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar apabila nasabah tersebut berstatus belum menikah adalah sebesar 1 sampai 2 kali pembayaran. Apabila nasabah berstatus menikah memiliki rata-rata pembayaran kredit 1,02 kali lebih besar jika dibandingkan dengan nasabah yang belum menikah. Nasabah yang berstatus cerai mempunyai rata-rata pembayaran kredit hingga dinyatakan gagal bayar sebesar 1,01 kali lebih besar jika dibandingkan dengan nasabah yang belum menikah. Jika ditinjau dari nilai rata-rata pembayaran kredit antar status kawin, maka status belum menikah memiliki rata-rata frekuensi pembayaran lebih sedikit dibandingkan status lainnya.

**Tabel 4.18** Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Status Kawin

| **Status Kawin** | $\hat{p}$ | $\hat{\mu}$ | ***Ratio*** |
|---|---|---|---|
| Belum Menikah | 0,8278 | 1,2080 | - |
| Menikah | 0,8121 | 1,2314 | 1,02 |
| Cerai | 0,8183 | 1,2221 | 1,01 |

Tabel 4.19 menunjukkan peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar berdasarkan variabel DP dan menganggap variabel lainnya bernilai konstan.

**Tabel 4.19** Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel DP

| **DP** | $\hat{p}$ | $\hat{\mu}$ | ***Ratio*** |
|---|---|---|---|
| ≤ 20% | 0,8278 | 1,2080 | - |
| 20,1 - 30% | 0,7307 | 1,3686 | 1,13 |
| 30,1 - 50% | 0,7013 | 1,4259 | 1,18 |
| > 50% | 0,7204 | 1,3881 | 1,15 |

Berdasarkan Tabel 4.19, dapat diketahui bahwa peluang nasabah dengan DP sebesar 20,1 – 30% mengalami gagal bayar adalah sebesar 0,7307 atau dengan rata-rata frekuensi pembayaran kredit sebanyak 1 sampai 2 kali. Nasabah dengan DP lebih dari 50% memiliki rata-rata pembayaran kredit 1,15 kali lebih besar jika dibandingkan dengan nasabah yang hanya membayarkan DP kurang dari 20%. Dengan demikian, apabila nasabah hanya membayarkan DP kurang dari 20% dari harga pembelian, maka rata-rata frekuensi pembayaran kreditnya lebih sedikit atau lebih cepat dinyatakan gagal bayar jika dibandingkan kategori DP lainnya.

Peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan apabila ditinjau berdasarkan variabel tenor ditunjukkan oleh Tabel 4.20.

**Tabel 4.20** Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Tenor

| **Tenor** | $\hat{p}$ | $\hat{\mu}$ | ***Ratio*** |
|---|---|---|---|
| 0 - 24 bulan | 0,8278 | 1,2080 | - |
| 25 - 36 bulan | 0,7765 | 1,2878 | 1,07 |
| 37 - 48 bulan | 0,7178 | 1,3932 | 1,15 |

Tabel 4.20 menunjukkan nasabah dengan tenor antara 37 – 48 bulan memiliki peluang paling kecil untuk mengalami gagal bayar jika dibandingkan dengan kategori tenor lainnya, yaitu sebesar 0,717. Nasabah dengan tenor antara 25 – 36 bulan memiliki rata-rata pembayaran kredit hingga dinyatakan gagal bayar sebesar 1,07 kali lebih banyak jika dibandingkan dengan nasabah dengan tenor 0 – 24 bulan. Nasabah dengan tenor 0 – 24 bulan lebih cepat dinyatakan gagal bayar jika dibandingkan dengan kategori tenor lainnya. Hal ini mungkin dipengaruhi oleh semakin sedikit tenor, maka semakin besar angsurannya sehingga dapat menjadi beban berat bagi nasabah.

Dengan menganggap variabel lainnya tetap, maka peluang nasabah dinyatakan gagal bayar dengan lama tinggal satu tahun, yaitu sebesar 1 – $e^{-1,759-0,0473(1)}$ atau 0,836 atau dengan rata-rata pembayaran kredit sebanyak 1 sampai 2 kali. Apabila nasabah telah menetap selama 10 tahun, maka memiliki peluang gagal bayar sebesar 0,89. Berdasarkan hal tersebut, diketahui bahwa semakin lama nasabah menetap, maka semakin besar kemungkinan gagal bayar. Hal tersebut mungkin saja terjadi apabila status rumah yang ditempati nasabah bukan milik pribadi sehingga memungkinkan nasabah mengalami gagal bayar lebih tinggi walaupun telah menetap lama.

Tabel 4.21 menunjukkan peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar yang ditinjau berdasarkan variabel premi dan menganggap variabel lainnya bernilai tetap. Peluang nasabah dengan premi lebih dari Rp 4.000.000 dinyatakan gagal bayar adalah sebesar 0,8571 atau dengan rata-rata pembayaran kredit sebanyak 1 sampai 2 kali. Nasabah dengan premi lebih dari Rp 4.000.000 memiliki peluang paling besar jika dibandingkan dengan kategori premi lainnya. Hal ini mungkin terjadi apabila premi yang dibayarkan di awal perjanjian berasal dari pinjaman sehingga dapat menjadi beban lain bagi nasabah selain beban pembayaran kredit di PT. X.

**Tabel 4.21** Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Premi

| **Premi** | $\hat{p}$ | $\hat{\mu}$ | ***Ratio*** |
|---|---|---|---|
| ≤ 2,000,000 | 0,8278 | 1,2080 | - |
| 2,000,001 - 3,000,000 | 0,8478 | 1,1795 | 0,98 |
| 3,000,001 - 4,000,000 | 0,8303 | 1,2043 | 1,00 |
| > 4,000,000 | 0,8571 | 1,1667 | 0,97 |

### 4.2.2 Pemodelan *Bayesian Mixture Geometric*

*Initial value prior* yang digunakan dalam pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression* diperoleh berdasarkan pemodelan regresi geometri dengan *Maximum Likelihood* untuk masing-masing kategorinya. Hasil estimasi parameter regresi geometri tiap kategori dengan metode estimasi *Maximum Likelihood* ditunjukkan oleh Tabel 4.22.

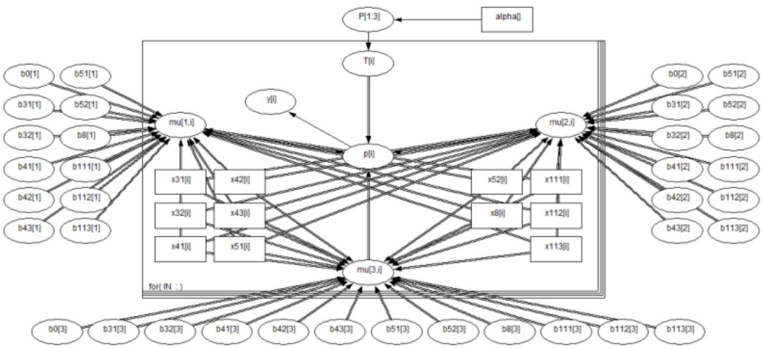
**Tabel 4.22** Hasil Parameter Model *Mixture* Tiap Kategori dengan MLE

| **Kategori** | **Parameter** | **Estimasi** | **SE** | **Nilai *t*** | ***P-value*** |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | Konstan | 2,056 | 0,319 | 6,447 | 0,000 |
| | Status Kawin (1) | 0,066 | 0,131 | 0,507 | 0,613 |
| | Status Kawin (1) | 0,075 | 0,237 | 0,315 | 0,753 |
| | DP (1) | 0,261 | 0,233 | 1,123 | 0,263 |
| | DP (2) | 0,420 | 0,250 | 1,677 | 0,095 |
| | DP (3) | 0,133 | 0,588 | 0,226 | 0,821 |
| | Tenor (1) | 0,236 | 0,171 | 1,380 | 0,169 |
| | Tenor (2) | 0,490 | 0,196 | 2,495 | 0,014 |
| | Lama Tinggal | 0,006 | 0,004 | 1,416 | 0,159 |
| | Premi (1) | -0,074 | 0,139 | -0,532 | 0,595 |
| | Premi (2) | -0,104 | 0,152 | -0,685 | 0,495 |
| | Premi (3) | -0,315 | 0,141 | -2,233 | 0,027 |
| 2 | Konstan | 1,690 | 0,268 | 6,302 | 0,000 |
| | Status Kawin (1) | 0,829 | 0,219 | 3,790 | 0,000 |
| | Status Kawin (1) | 0,357 | 0,279 | 1,280 | 0,204 |
| | DP (2) | -0,086 | 0,117 | -0,732 | 0,466 |
| | DP (3) | -0,422 | 0,276 | -1,528 | 0,130 |
| | Tenor (1) | 0,389 | 0,151 | 2,577 | 0,012 |
| | Tenor (2) | 0,200 | 0,184 | 1,090 | 0,278 |
| | Lama Tinggal | 0,002 | 0,004 | 0,386 | 0,700 |
| | Premi (1) | -0,186 | 0,183 | -1,014 | 0,313 |
| | Premi (2) | 0,257 | 0,133 | 1,933 | 0,056 |
| | Premi (3) | 0,279 | 0,136 | 2,049 | 0,043 |
| 3 | Konstan | 2,558 | 0,290 | 8,822 | 0,000 |
| | Status Kawin (1) | -0,146 | 0,186 | -0,786 | 0,437 |
| | Status Kawin (1) | 0,277 | 0,303 | 0,915 | 0,367 |
| | DP (2) | 0,174 | 0,165 | 1,053 | 0,299 |
| | DP (3) | 0,299 | 0,483 | 0,619 | 0,540 |

**Tabel 4.22** Parameter Model *Mixture* Tiap Kategori dengan MLE (Lanjutan)

| Kategori | Parameter | Estimasi | SE | Nilai *t* | *P-value* |
|---|---|---|---|---|---|
| | Tenor (1) | 0,571 | 0,215 | 2,656 | 0,012 |
| | Tenor (2) | 0,894 | 0,327 | 2,733 | 0,010 |
| | Lama Tinggal | -0,009 | 0,007 | -1,183 | 0,245 |
| | Premi (1) | 0,254 | 0,225 | 1,129 | 0,266 |
| | Premi (2) | 0,211 | 0,442 | 0,478 | 0,635 |
| | Premi (3) | 0,489 | 0,246 | 1,986 | 0,055 |

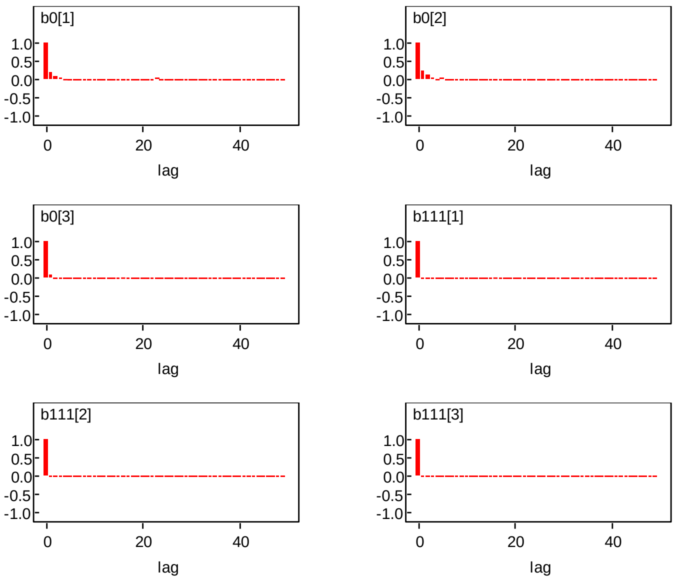
Selanjutnya, nilai estimasi dalam Tabel 4.22 digunakan sebagai *pseudo prior* dalam pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression*. Sama halnya dengan pemodelan *non-mixture*, pemodelan regresi *mixture* dilakukan dengan nilai *thin* sebesar 50 dan *update* sebanyak 10.000 iterasi. *Burn in* juga dilakukan dengan iterasi sebanyak 50 sehingga jumlah sampel iterasi 9.950. Bentuk *doodle* pada pemodelan frekuensi pembayaran kredit dengan *Bayesian Mixture Geometric Regression* ditampilkan dalam Gambar 4.9, sedangkan *syntax doodle* regresi *mixture* geometri dengan metode estimasi Bayesian ditampilkan dalam Lampiran 4.



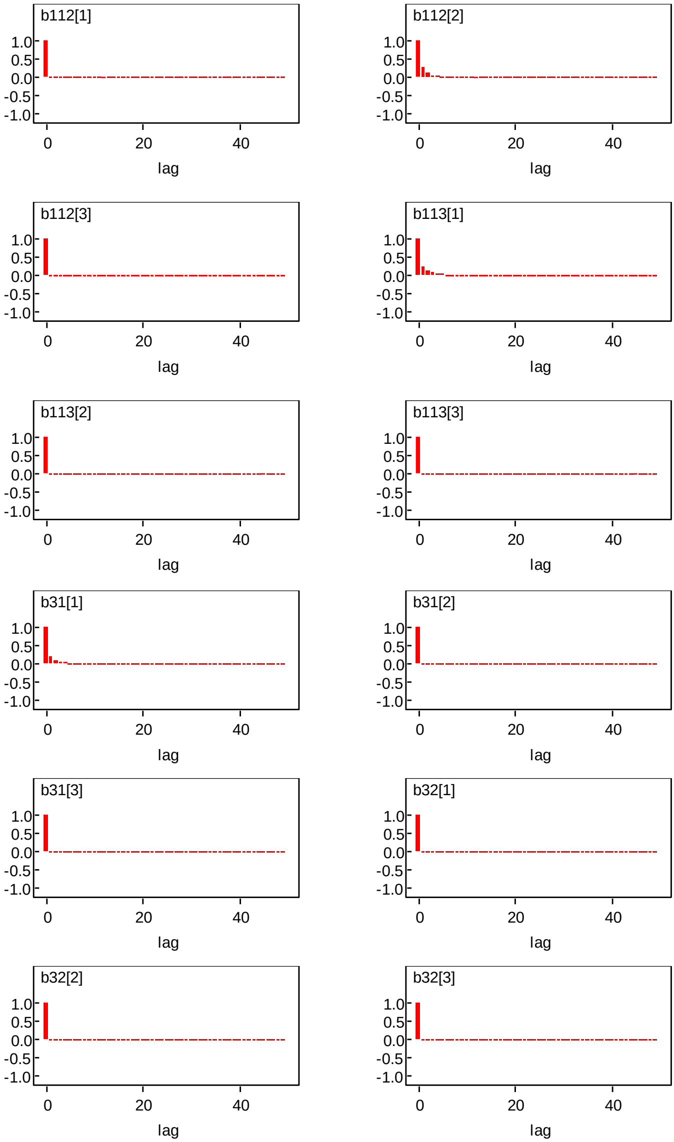

**Gambar 4.9** *Doodle Bayesian Mixture Geometric Regression*

Berbeda dengan Gambar 4.5, *doodle* pada regresi *mixture* geometri menggunakan tiga parameter yang terpisah yaitu mu[1,i], mu[2,i] dan mu[3,i] dimana masing-masing node tersebut adalah *link function* masing-masing kategori ketahanan bayar. Penduga parameter mu[1,i], mu[2,i] dan mu[3,i] memiliki *link function* yang sama tetapi terhubung ke parameter yang berbeda. Node T[i] berfungsi untuk memisahkan data berdasarkan variabel ketahanan bayar yang berisi nilai 1 jika ketahanan bayar nasabah berada dalam jangka waktu singkat, 2 apabila berada dalam jangka waktu yang sedang, dan 3 apabila dalam jangka waktu yang lama. Dengan demikian, data pada grup 1 akan dianalisis pada mu[1,i], data pada grup 2 akan dianalisis pada mu[2,i] dan data pada grup 3 akan dianalisis pada mu[3,i]. Prior parameter berdistribusi normal disebabkan metode pemodelan menggunakan *link function*. Node P[1,3] digunakan untuk mengetahui proporsi antara kelompok 1, 2, dan 3 dalam model. Jumlah nilai P[1], P[2], dan P[3] sebesar satu.

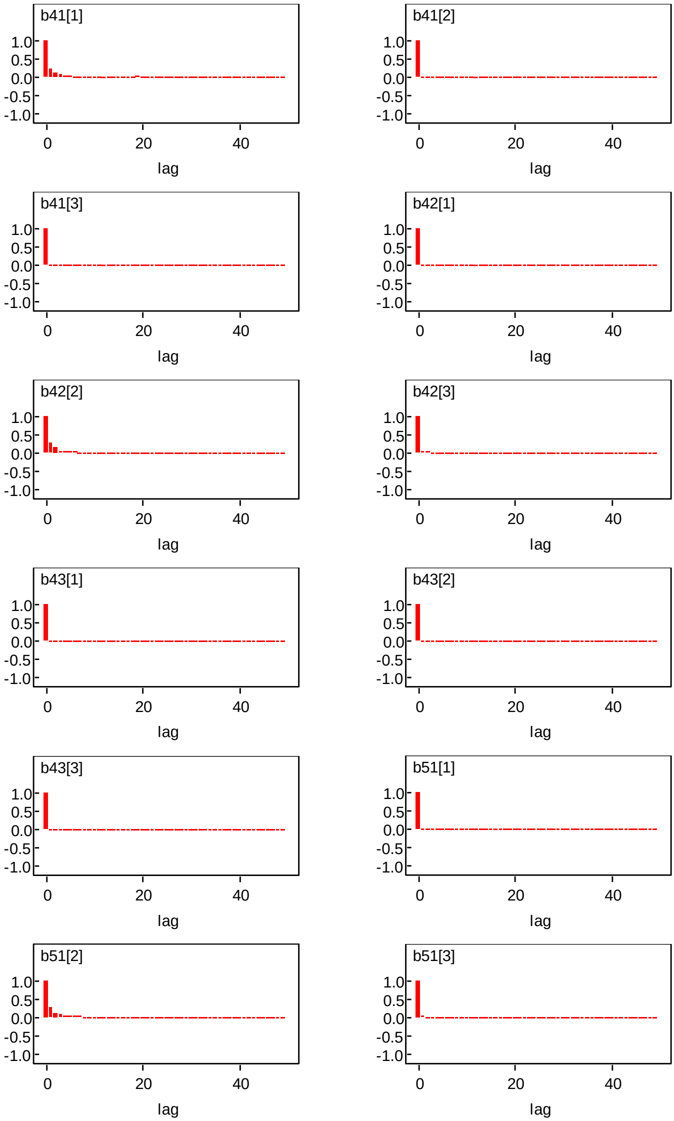
Plot *autocorrelation function* pada pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression* ditunjukkan oleh Gambar 4.10.



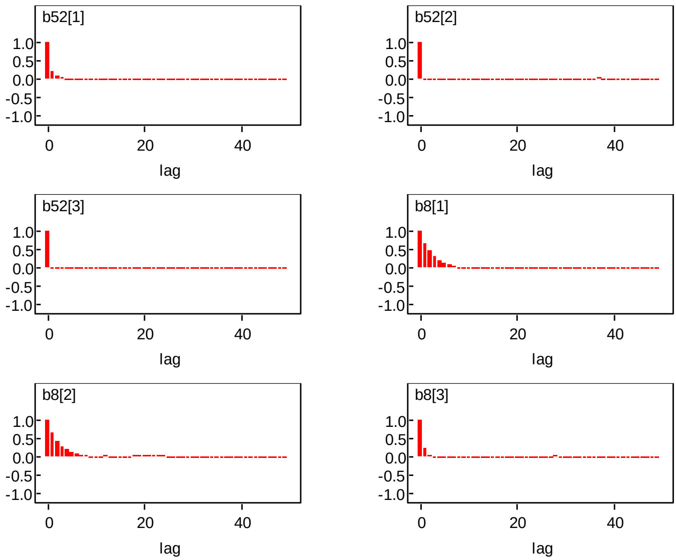

**Gambar 4.10** Plot ACF *Bayesian Mixture Geometric Regression*




**Gambar 4.10** Plot ACF *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)



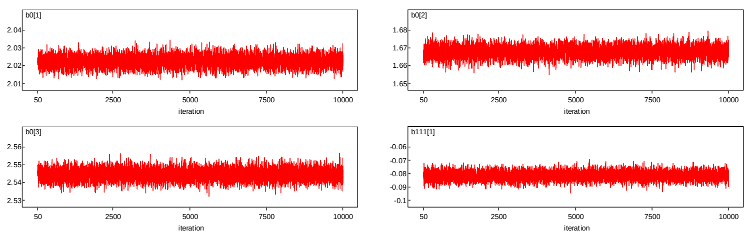

**Gambar 4.10** Plot ACF *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)



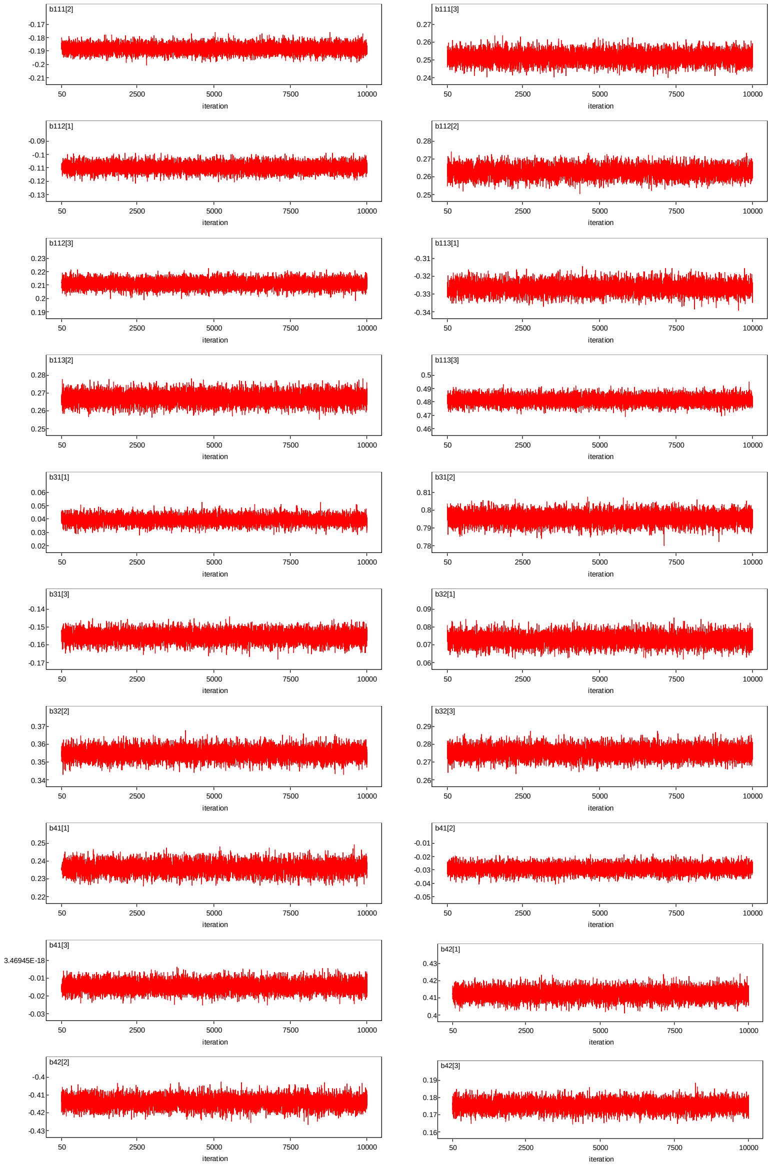

**Gambar 4.10** Plot ACF *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

Gambar 4.10 merupakan plot *autocorrelation function* pada model *Bayesian Mixture Geometric Regression*. Gambar 4.10 menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada setiap parameter model *mixture* yang terbentuk. Dengan demikian, tidak terdapat pengaruh periode waktu pada data.

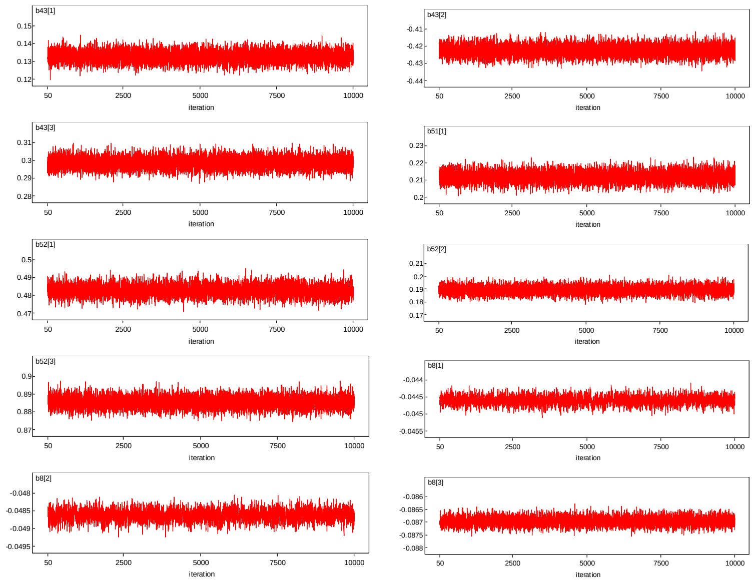
Untuk mengetahui apakah sifat iterasi MCMC yang dihasilkan telah *ergodic* atau tidak dapat dilihat melalui Gambar 4.11 yang menunjukkan plot iterasi parameter model *mixture*.




**Gambar 4.11** Plot Iterasi Parameter *Bayesian Mixture Geometric*



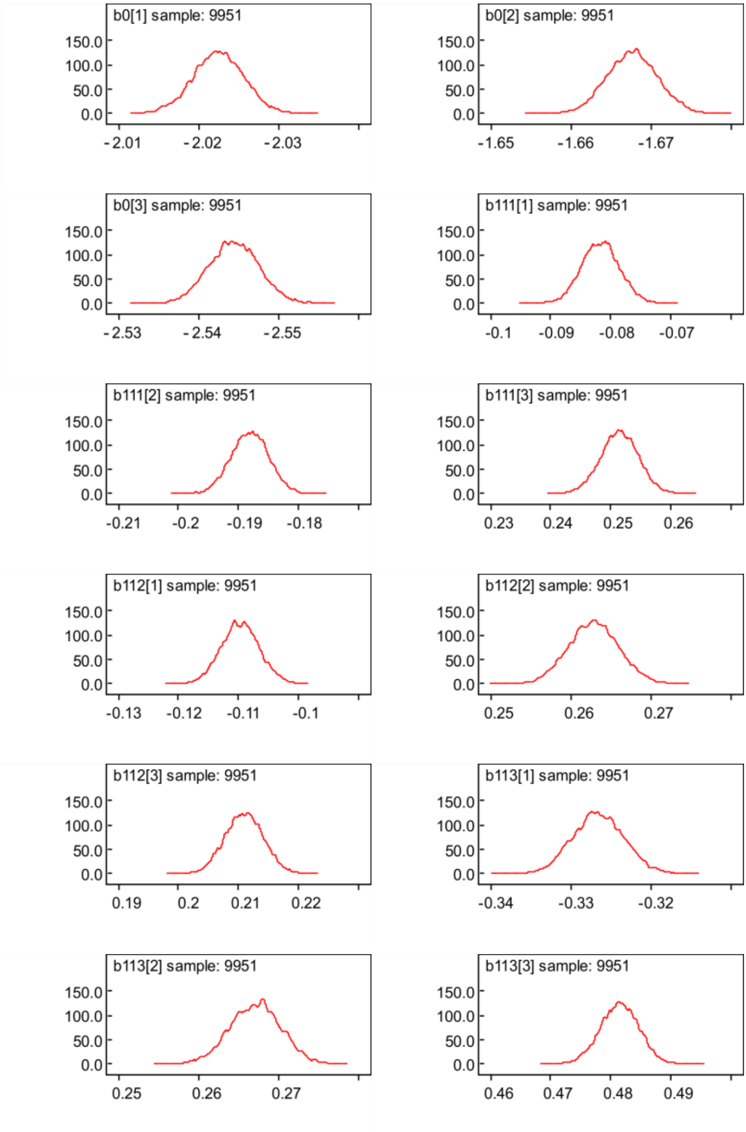

**Gambar 4.11** Plot Iterasi Parameter *Bayesian Mixture Geometric* (Lanjutan)



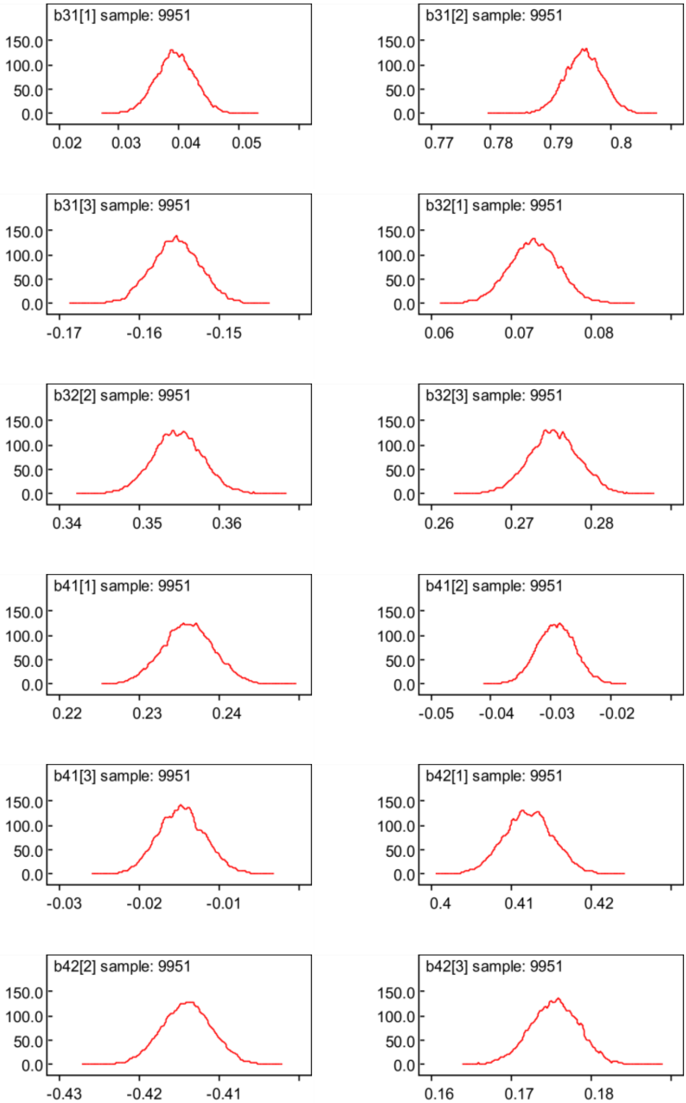

**Gambar 4.11** Plot Iterasi Parameter *Bayesian Mixture Geometric* (Lanjutan)

Berdasarkan Gambar 4.11, dapat diketahui bahwa hasil estimasi pada masing-masing parameter telah acak sehingga memenuhi syarat *irreducible*. Selain itu, plot iterasi masing-masing parameter tidak memiliki periode waktu tertentu sehingga kemungkinan untuk mendapatkan nilai yang sama antar iterasi sangatlah kecil. Artinya, hasil estimasi telah memenuhi syarat *aperiodic*. Sifat *recurrent* pada *Markov chain* telah terpenuhi karena kemungkinan nilai parameter yang dibangkitkan (*state* i) dapat kembali lagi ke *state* i. Dengan demikian, sifat iterasi MCMC telah *ergodic* karena telah memenuhi asumsi *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*.

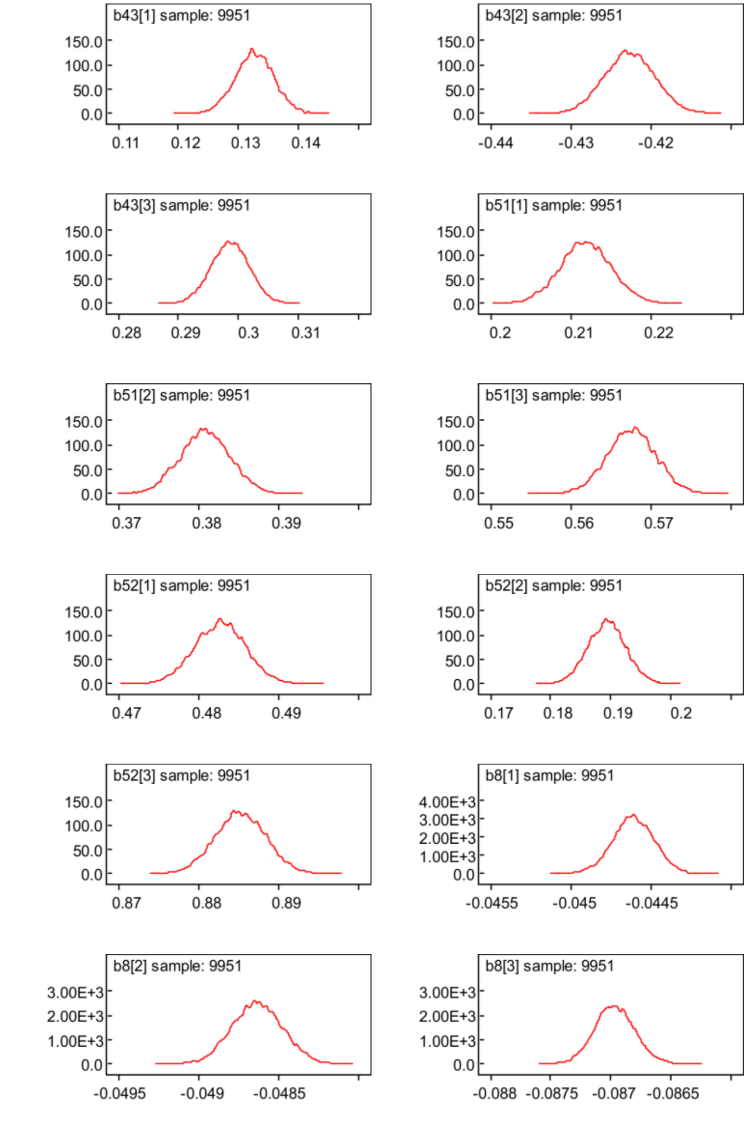
Parameter pada pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression* berdistribusi normal. Setiap iterasi MCMC yang dilakukan didapatkan parameter yang kemudian digambarkan menjadi plot distribusi normal dan ditampilkan dalam Gambar 4.12.




**Gambar 4.12** Distribusi Parameter *Bayesian Mixture Geometric Regression*




**Gambar 4.12** Distribusi Parameter *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)




**Gambar 4.12** Distribusi Parameter *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

Gambar 4.12 menunjukkan distribusi masing-masing parameter telah mengikuti distribusi normal. dapat dilihat bahwa setiap parameter berdistribusi normal. Nilai *mean* telah konvergen atau berpusat ke suatu titik yang ditandakan dari setiap parameter hanya memiliki satu puncak. Titik puncak tersebut merupakan hasil estimasi parameter yang diperoleh menggunakan metode Bayesian.

Hasil estimasi parameter pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression* ditunjukkan oleh Tabel 4.21. Parameter dikatakan signifikan apabila nilai estimasinya dalam *confidence interval* antara 2,5% sampai dengan 97,5% tidak melewati nol.

**Tabel 4.23** Estimasi Parameter *Bayesian Mixture Geometric Regression*

| Kategori | Parameter | Estimasi | SE | 2,5% | 97,5% |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | Konstan | -2,022 | 0,003 | -2,016 | -2,029 |
| | Status Kawin (1) | 0,039 | 0,003 | 0,033 | 0,046 |
| | Status Kawin (2) | 0,073 | 0,003 | 0,067 | 0,079 |
| | DP (1) | 0,236 | 0,003 | 0,230 | 0,242 |
| | DP (2) | 0,412 | 0,003 | 0,406 | 0,418 |
| | DP (3) | 0,133 | 0,003 | 0,127 | 0,139 |
| | Tenor (1) | 0,212 | 0,003 | 0,206 | 0,218 |
| | Tenor (2) | 0,483 | 0,003 | 0,476 | 0,489 |
| | Lama Tinggal | -0,045 | 0,000 | -0,045 | -0,044 |
| | Premi (1) | -0,082 | 0,003 | -0,088 | -0,075 |
| | Premi (2) | -0,110 | 0,003 | -0,116 | -0,103 |
| | Premi (3) | -0,327 | 0,003 | -0,333 | -0,320 |
| 2 | Konstan | -1,668 | 0,003 | -1,662 | -1,674 |
| | Status Kawin (1) | 0,796 | 0,003 | 0,789 | 0,802 |
| | Status Kawin (2) | 0,355 | 0,003 | 0,349 | 0,361 |
| | DP (2) | -0,414 | 0,003 | -0,420 | -0,408 |
| | DP (3) | -0,423 | 0,003 | -0,429 | -0,416 |
| | Tenor (1) | 0,381 | 0,003 | 0,375 | 0,387 |
| | Tenor (2) | 0,189 | 0,003 | 0,183 | 0,196 |

**Tabel 4.21** Estimasi Parameter *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

| Kategori | Parameter | Estimasi | SE | 2,5% | 97,5% |
|---|---|---|---|---|---|
| | Lama Tinggal | -0,049 | 0,000 | -0,049 | -0,048 |
| | Premi (1) | -0,188 | 0,003 | -0,194 | -0,182 |
| | Premi (2) | 0,263 | 0,003 | 0,257 | 0,269 |
| | Premi (3) | 0,267 | 0,003 | 0,261 | 0,273 |
| 3 | Konstan | -2,544 | 0,003 | -2,538 | -2,551 |
| | Status Kawin (1) | -0,155 | 0,003 | -0,161 | -0,149 |
| | Status Kawin (2) | 0,275 | 0,003 | 0,269 | 0,282 |
| | DP (2) | 0,176 | 0,003 | 0,169 | 0,181 |
| | DP (3) | 0,299 | 0,003 | 0,292 | 0,305 |
| | Tenor (1) | 0,568 | 0,003 | 0,562 | 0,574 |
| | Tenor (2) | 0,885 | 0,003 | 0,879 | 0,892 |
| | Lama Tinggal | -0,087 | 0,000 | -0,087 | -0,087 |
| | Premi (1) | 0,252 | 0,003 | 0,245 | 0,258 |
| | Premi (2) | 0,211 | 0,003 | 0,205 | 0,217 |
| | Premi (3) | 0,482 | 0,003 | 0,475 | 0,488 |

Berdasarkan Tabel 4.21, dapat diketahui bahwa seluruh parameter dari masing-masing kategori signifikan terhadap frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar. Model dugaan 1 merepresentasikan nasabah yang memiliki ketahanan bayar singkat, model dugaan 2 merepresentasikan nasabah dengan ketahanan bayar sedang, dan model dugaan 3 merepresentasikan nasabah dengan ketaha-nan bayar lama. Oleh karena itu, model *Bayesian Mixture Geometric Regression* yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = 0,54\frac{1}{1-e^{\mathbf{x}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}_1}} + 0,32\frac{1}{1-e^{\mathbf{x}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}_2}} + 0,14\frac{1}{1-e^{\mathbf{x}_3^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}_3}}$$

Proporsi pada nasabah dengan ketahanan bayar singkat, sedang, dan lama masing-masing sebesar 0,54; 0,32; dan 0,14. Simbol $\mathbf{x}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}_1$ menunjukkan hasil estimasi parameter pada model dugaan 1, yaitu -2,022 + 0,0394 Status Kawin (1) + 0,0729 Status

Kawin (2) + 0,2361 DP (1) + 0,4122 DP (2) + 0,1327 DP (3) + 0,2119 Tenor (1) + 0,4827 Tenor (2) – 0,0446 Lama Tinggal – 0,0817 Premi (1) – 0,1097 Premi (2) – 0,3264 Premi (3), sedangkan $\mathbf{x}_2^T\boldsymbol{\beta}_2$ menunjukkan hasil estimasi parameter pada model dugaan 2, yaitu -1,668 + 0,7955 Status Kawin (1) + 0,3548 Status Kawin (2) – 0,4140 DP (2) -0,4226 DP (3) + 0,3808 Tenor (1) + 0,1894 Tenor (2) – 0,0486 Lama Tinggal – 0,1881 Premi (1) + 0,2629 Premi (2) + 0,2671 Premi (3), dan $\mathbf{x}_3^T\boldsymbol{\beta}_3$ merepresentasikan hasil estimasi parameter pada model dugaan 3, yaitu -2,5440 – 0,1554 Status Kawin (1) + 0,2754 Status Kawin (2) + 0,1755 DP (2) + 0,2986 DP (3) + 0,5676 Tenor (1) + 0,8853 Tenor (2) – 0,087 Lama Tinggal + 0,2515 Premi (1) + 0,211 Premi (2) + 0,4815 Premi (3).

## 4.3 Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik dipilih berdasarkan kriteria DIC (*Deviance Information Criteria*). Tabel 4.22 menunjukkan nilai DIC hasil pemodelan regresi geometri dengan Bayesian.

**Tabel 4.24** Nilai DIC Pemodelan Bayesian

| Model | Nilai DIC |
|---|---|
| *Bayesian Geometric Regression* | 6.680.000.000.000 |
| *Bayesian Mixture Geometric Regression* | 6.680.000.000.653 |

Nilai DIC di antara kedua model tidak berbeda jauh. Model *Bayesian Geometric Regression* memiliki nilai DIC lebih kecil jika dibandingkan dengan model *Bayesian Mixture Geometric Regression*, yaitu dengan selisih sebesar 653. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa model *Bayesian Geometric Regression* lebih baik dalam memodelkan frekuensi pembayaran kredit. Variabel yang berpengaruh signifikan di antara kedua model juga sama, yaitu status kawin nasabah pada saat mengajukan permohonan kredit, besar uang muka (DP) yang dibayarkan, tenor atau lamanya angsuran, lama nasabah menempati rumah, dan besar premi asuransi yang dibayarkan di awal.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# BAB V

# KESIMPULAN DAN SARAN

## 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, maka beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut.

1. Rata-rata frekuensi pembayaran kredit sebelum nasabah dinyatakan gagal bayar adalah 16,461 sehingga peluang nasabah dinyatakan gagal bayar adalah sebesar 0,06075. Data nasabah gagal bayar dipisah berdasarkan variabel ketahanan bayar. Nasabah yang termasuk ke dalam kategori dalam jangka waktu singkat (ketahanan bayar bernilai 0) memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit paling sedikit jika dibandingkan dengan nasabah yang masuk ke dalam ketahanan bayar pada jangka waktu sedang maupun lama. Berdasarkan uji independensi, diketahui bahwa terjadi multikolinearitas karena terdapat hubungan di antara beberapa variabel prediktor.
2. Pemodelan yang dilakukan dengan regresi geometri dengan metode estimasi *Maximum Likelihood* menunjukkan adanya lima variabel yang berpengaruh signfikan terhadap frekuensi pembayaran kredit sebelum nasabah dinyatakan gagal bayar pada $\alpha$ = 10%, yaitu variabel status kawin nasabah pada saat mengajukan permohonan kredit, besar uang muka (DP) yang dibayarkan, tenor atau lamanya angsuran, lama nasabah menempati rumah, dan besar premi asuransi yang dibayarkan di awal. Variabel-variabel tersebut juga berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi sebesar 5% apabila dimodelkan dengan Bayesian, baik pada data *non-mixture* maupun *mixture*.
3. Model *Bayesian Geometric Regression* lebih baik dalam memodelkan frekuensi pembayaran kredit karena memiliki nilai DIC lebih kecil, yaitu dengan selisih sebesar 653.

## 5.2 Saran

Dalam menerima pengajuan kredit nasabahnya, sangat penting bagi PT. X untuk memperhatikan lima indikator yang berpengaruh signifikan, yaitu status kawin, DP, lama angsuran (tenor), lamanya nasabah menempati rumah, dan besaran premi asuransi. Nasabah dengan status belum menikah memiliki peluang gagal bayar lebih besar dibandingkan nasabah yang telah menikah maupun cerai. Nasabah yang membayarkan DP kurang dari 20% dari total pembelian memiliki kecenderungan gagal bayar lebih besar dibandingkan kategori DP lainnya. Lama angsuran antara 0 – 24 bulan memungkinkan nasabah memiliki peluang gagal bayar lebih besar. Nasabah yang membayar-kan premi asuransi lebih dari Rp 4.000.000 memiliki peluang lebih besar untuk mengalami gagal bayar.

## DAFTAR PUSTAKA


Agresti, A. (2013). *Categorical Data Analysis (3rd ed.).* New Jersey: John Wiley & Sons.

Aguais, S. D., & Forest, L. R. (2000). The Future of Risk-Adjusted Credit Pricing in Financial Institution. *The RMA Journal*, 26-31.

Aguais, S. D., Forest, L. R., & Rosen, D. (2001). Building a Credit Risk Valuation Framework for Loan Instruments. *Commercial Lending Review*, 143-168.

Alexander, C., & Sheedy, E. (2004). *The Professional Risk Manager's Hand Book: A Comprehensive Guide to Current Theory and Best Practices (1st ed.* Wilmington: PRMIA Publications.

Angerer, X. W. (2004). *Empirical Studies on Risk Management of Investors and Banks.* The Ohio State University.

Bank Indonesia. (2017). Survei Perbankan Triwulan III -2017 : Pertumbuhan Kredit Baru Diperkirakan Meningkat pada Triwulan IV-2017.

Box, G. E., & Tiao, G. C. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis.* University of Michigan: Addison-Wesley Pub. Co.

Carlin, B. P., & Chib, S. (1995). Bayesian Model Choice via Markov Chain Monte Carlo Methods. *Journal of the Royal Statistical Society-Series B Methodological*, 473-484.

Casella, G., & George, E. I. (1992). Explaining the Gibbs Sampler. *The American Statistician*, 167-174.

Congdon, P. (2003). *Bayesian Statistical Modelling.* John Wiley: Chichester, UK.

Data Camp. (2017). *Correlations*. Diakses pada 26 Juni 2018 melalui https://www.statmethods.net/stats/correlations.html

Endang. (2014). *Analisis Faktor-faktor Penyebab Kredit Macet Sepeda Motor (Studi Kasus pada Perusahaan Pembiayaan PT. Mega Finance Cabang Palembang).* Musi Banyuasin: Politeknik Sekayu.

Gilks, W., Richardson, S., & Spiegelhalter, D. (1996). *Markov Chain Monte Carloin Practice.* London: Chapman & Hall.

Hakim, E. S. (2008). *Analisa Survival Kredit Perusahaan Pembiayaan Sepeda Motor dengan Menggunakan Proportional Hazard Model (Kasus PT. XXX).* Jakarta: Departemen Manajemen, Fakultas Ekonomi, Universitas Indonesia.

Irawan, A. R., Iriawan, N., & Purnami, S. W. (2017). *Pemodelan Perulangan Pengobatan Pasien Kanker Serviks di RSUD dr. Soetomo dengan Bayesian Geometric Regression dan Bayesian Mixture-Geometric Regression.* Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Iriawan, N. (2001). Penaksiran Model Mixture Normal Univariabel: Suatu Pendekatan Metode Bayesian dengan MCMC. 105-110.

Junaidi. (2010). *Statistika Non-Parametrik.* Jambi: Fakultas Ekonomi Universitas Jambi.

Masyhud, A. (2006). *Manajemen Risiko: Strategi Perbankan dan Dunia Usaha Menghadapi Tantangan Globalisasi Bisnis.* Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada.

McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Model.* London: Chapman and Hall.

Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modeling using WinBUGS.* USA: John WIley & Sons, Inc.

Putra, H. A. (2014). *Faktor-faktor yang Mempengaruhi Risiko Kredit Pada Portofolio Kredit di Commercial Banking Surabaya Basuki Rahmat.* Surabaya: Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi PERBANAS.

Rachman, D. K. (2011). *Analisis Manajemen Risiko Kredit Bermasalah pada Produk Kredit Masyarakat Desa di Bank X Bogor.* Bogor: Departemen Manajemen, Fakultas Ekonomi dan Manajemen, Institut Pertanian Bogor.

SAS. (2018). *Base SAS(R) 9.4 Procedures Guide: Statistical Procedures, Third Edition*. Diakses pada 26 Juni 2018, melalui http://support.sas.com/documentation/cdl/en/procstat/67528/HTML/default/viewer.htm#procstat_corr_details16.htm

Setiawan, & Kusrini, D. E. (2010). *Ekonometrika*. Yogyakarta: ANDI.

Sorensen, & Gianola. (2002). *Likelihood, Bayesian, and MCMC Methods in Quantitative Genetics*. Madison: Springer.

Usman, H., & Akbar, P. S. (2000). *Pengantar Statistika*. Jakarta: Bumi Aksara.

Utari, G. D., Arimurti, T., & Kurniati, I. N. (2012). Pertumbuhan Kredit Optimal. *Buletin Ekonomi Moneter dan Perbankan*, 28.

Wong, dkk. (2009). *Assessing New Product Development Project Riski by Bayesian Network with a Systematic Probability Generation Methodology*. Hong Kong: Department of Manufacturing Engineering and Engineering Management City, University of Hong Kong.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# LAMPIRAN

**Lampiran 1** *Syntax* Mathematica untuk Deteksi *Mixture Distribution*

```
#Read Data
datarespon = Import[“F:\\datarespon.txt”,”List”]

#Mendeteksi Mixture Distribution
FindDistribution[datarespon, 334, “PearsonChiSquare”, TargetFunctions ->
{GeometricDistribution}]
```

**Lampiran 2** *Syntax* R untuk Regresi Geometri dengan *Maximum Likelihood*

```
#Package yang digunakan
library(ddalpha)
library(MASS)

#Read Data
dataku <- read.csv("DATA FIX.csv", sep=";")

#Mengidentifikasi Variabel Kategorik
dataku$sex = factor(dataku$sex)
dataku$status = factor(dataku$status)
dataku$dp = factor(dataku$dp)
dataku$tenor = factor(dataku$tenor)
dataku$pendidikan = factor(dataku$pendidikan)
dataku$status_rumah = factor(dataku$status_rumah)
dataku$angsuran = factor(dataku$angsuran)
dataku$premi = factor(dataku$premi)
dataku$pekerjaan = factor(dataku$pekerjaan)

#Uji Independensi
library(polycor)
X = dataku[,3:14]
hetcor(X)

#Pemodelan GLM
model_lengkap = glm(y ~ usia + sex + status + dp + tenor + pendidikan +
status_rumah + lama_tinggal + lama_bekerja + angsuran + premi +
pekerjaan, dataku, family = "negative.binomial"(theta = 1))
summary(model_lengkap)
```

**Lampiran 3** *Syntax* Winbugs *Bayesian Geometric Regression*

```
model;
{
   b0 ~ dnorm(1.832453,1.0E+5)
   b31 ~ dnorm(0.146823,1.0E+5)
   b32 ~ dnorm(0.058371,1.0E+5)
   b41 ~ dnorm(0.499135,1.0E+5)
   b42 ~ dnorm(0.569884,1.0E+5)
   b43 ~ dnorm(0.486037,1.0E+5)
   b51 ~ dnorm(0.316995,1.0E+5)
   b52 ~ dnorm(0.504058,1.0E+5)
   b8 ~ dnorm(0.00376,1.0E+5)
   b111 ~ dnorm(-0.110962,1.0E+5)
   b112 ~ dnorm(-0.001065,1.0E+5)
   b113 ~ dnorm(-0.17295,1.0E+5)
   for( i in 1 : n ) {
      p[i] <- 1 - exp(b0 + b31 * x31[i] + b32 * x32[i] + b41 * x41[i] + b42 * x42[i] +
b43 * x43[i] + b51 * x51[i] + b52 * x52[i] + b8 * x8[i] + b111 * x111[i] + b112 *
x112[i] + b113 * x113[i] )
   }
   for( i in 1 : n ) {
      y[i] ~ dgeom(p[i])
   }
}

INISIALISASI
list(b0=0,b31=0,b32=0,b41=0,b42=0,b43=0,b51=0,b52=0,b8=0,b111=0,b112=0,b11
3=0)

DATA
list(y=c(2,3,3,3,3,3,4,4,4,4,4,4,4,5,5,5,5,5,5,5,5,6,6,6,6,6,6,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,
7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,8,8,8,8,8,8,8,8,8,8,8,8,8,9,9,9,9,9,9,9,9,9
,9,9,9,9,9,9,9,9,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,11,11,11,11,11,11,11,11,1
1,11,11,11,11,11,11,11,11,11,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12
,12,12,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,14,14,14,14,14,14,14,14,
14,14,14,14,14,15,15,15,15,15,15,15,15,15,15,16,16,16,16,17,17,17,17,17,17,17,17,1
7,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,19,19,19,19,19,19,19,20,20,20,20,20
,20,20,20,20,20,20,21,21,21,21,21,21,21,21,21,22,22,22,22,22,22,22,22,22,23,23,23,
23,23,23,23,23,24,24,24,24,25,25,25,25,25,26,26,26,26,26,26,26,26,26,27,27,27,2
7,27,27,27,28,28,28,28,28,28,28,29,29,29,29,30,30,31,31,31,31,31,31,31,32,32,32,32
,33,33,33,33,33,34,34,34,34,35,35,35,35,35,35,35,38,38,40,41,43,43,44,46,47),x31=c
(1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,
1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1
,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,1,1,0,1,0,1,0,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,
1,1,0,1,1,1,1,0,1,0,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1
,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,
1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1
```

**Lampiran 3** *Syntax* Winbugs *Bayesian Geometric Regression* (Lanjutan)

```
,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,0,
1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1),x32=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x41=c(1,1,1,1,1,
1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,1,1
,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,
1,1,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,0,0,1,1,0,1
,1,1,0,1,0,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,0,1,0,0,
1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,0,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,0,0
,1,1,1,0,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,
0,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,0,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0
,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1),x42=c(0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,1,1,1,0,0,1,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,
1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,1,0,0
,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,1,0,0,0,1,
1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,1,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x43=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0),x51=c(0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,0,1,0,1,0,0,0,1,1,1,1,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,1,
1,0,1,1,1,0,0,0,1,1,1,1,1,0,1,0,0,0,1,1,0,1,0,1,1,0,1,1,0,0,1,1,1,1,0,0,0,1,0,0,1,1,0,1,1,1
,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,1,0,0,0,0,0,1,1,1,1,
0,1,0,1,1,1,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,0,1,0,0,0,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1
,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,0,1,0,0,1,0,1,1,1,1,0,0,1,1,
1,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,1,1,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,1,0
,1,1,1,1,1,1,0,0,0,0,0,1,1,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,1,1,0,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,
1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x52=c(1,0,1,1,0,1,0,1,0,0,1,0,1,0,1,1,1,
0,0,0,0,1,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,1,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0
,0,0,1,1,0,0,0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,
0,0,0,0,1,0,1,0,0,1,0,1,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0
,1,1,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,0,0,1,1,1,0,1,0,0,0,1,1,1,1
,1,0,1,0,0,1,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,1,1,1,1,1,0,0,0,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,
1,0,0,1,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1),x8
```

**Lampiran 3** *Syntax* Winbugs *Bayesian Geometric Regression* (Lanjutan)

```
=c(10,5,3,45,5,32,19,25,10,8,10,15,27,7,46,13,23,5,37,30,31,15,14,25,7,10,1,19,3,10,
15,5,20,10,11,5,1,30,18,16,11,15,43,20,15,14,10,7,8,8,18,11,8,10,3,14,25,20,23,3,26,
10,27,19,31,5,10,5,12,21,37,33,5,1,19,10,15,15,14,20,3,14,6,20,23,6,21,15,5,30,8,5,1
5,10,22,5,20,11,15,10,10,8,7,39,30,16,8,12,5,40,20,8,20,13,9,10,6,16,30,25,20,7,10,5
,12,12,8,2,10,15,25,37,9,11,10,4,4,10,20,7,6,10,7,24,17,10,36,10,3,20,8,8,30,15,10,5
5,32,7,20,16,15,35,10,20,25,20,11,35,2,17,13,6,21,4,37,29,28,11,2,30,5,10,20,29,6,1
2,6,11,11,5,2,4,9,15,8,10,3,10,9,10,28,20,30,2,41,3,3,13,30,15,5,13,15,6,13,25,7,25,2
0,5,8,10,30,37,11,15,15,15,14,18,23,10,5,15,2,4,10,30,2,20,8,25,4,46,15,8,24,12,7,39
,6,11,33,11,20,44,16,12,15,47,12,4,12,10,12,10,10,10,12,26,10,16,6,8,18,10,20,32,15
,12,3,40,4,11,30,28,30,10,20,25,20,5,27,20,10,20,15,10,7,19,13,15,38,14,25,14,25,45
,6,22,44,25,17,10,10,10,16,10,5,28,5,10,27,6,23,15,30,5,15,31,25,30,6,10),x111=c(0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0
,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,
0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,1,1,0,0,1,0,0,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,1,0,
0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,
0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0
,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x112=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,
1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,
0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0
,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,
0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x113=c(1,0,1,1,1,1
,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,1,1,1,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,1,1,1,0,1,0,1,0,1,
0,1,1,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,1,1,0,1,0,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0,1,1,1,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0
,1,0,1,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,0,
0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,1,0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,1,0,0,1,0,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0
,1,1,0,0,0,0,1,0,1,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,0,
0,1,1,0,1,0,0,0,0,1,1,1,1,0,1,0,0,0,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,1,0,1,1,0,0,0
,1,1,1,1,0,0,1,0,0,0,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,1,1,1,1,1,1,1,1,1),n=334)
```

**Lampiran 4** *Syntax* Winbugs *Bayesian Mixture Geometric Regression*

```
model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dgeom(p[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[1,i] <- 1 - exp(b0[1] + b31[1] * x31[i] + b32[1] * x32[i] + b41[1] * x41[i] +
b42[1] * x42[i] + b43[1] * x43[i] + b51[1] * x51[i] + b52[1] * x52[i] + b8[1] * x8[i]
+ b111[1] * x111[i] + b112[1] * x112[i] + b113[1] * x113[i] )
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[2,i] <- 1 - exp(b0[2] + b31[2] * x31[i] + b32[2] * x32[i] + b41[2] * x41[i] +
b42[2] * x42[i] + b43[2] * x43[i] + b51[2] * x51[i] + b52[2] * x52[i] + b8[2] * x8[i]
+ b111[2] * x111[i] + b112[2] * x112[i] + b113[2] * x113[i] )
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[3,i] <- 1 - exp(b0[3] + b31[3] * x31[i] + b32[3] * x32[i] + b41[3] * x41[i] +
b42[3] * x42[i] + b43[3] * x43[i] + b51[3] * x51[i] + b52[3] * x52[i] + b8[3] * x8[i]
+ b111[3] * x111[i] + b112[3] * x112[i] + b113[3] * x113[i] )
  }
  for( i in 1 : N ) {
    p[i] <- mu[T[i],i]
  }
  for( i in 1 : N ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:3])
  }
  b0[1] ~ dnorm( 2.055892,1.0E+5)
  b31[1] ~ dnorm( 0.066206,1.0E+5)
  b32[1] ~ dnorm( 0.074701,1.0E+5)
  b41[1] ~ dnorm( 0.261009,1.0E+5)
  b42[1] ~ dnorm( 0.419615,1.0E+5)
  b43[1] ~ dnorm( 0.132920,1.0E+5)
  b51[1] ~ dnorm( 0.235465,1.0E+5)
  b52[1] ~ dnorm( 0.489948,1.0E+5)
  b8[1] ~ dnorm( 0.005538,1.0E+5)
  b111[1] ~ dnorm( -0.074014,1.0E+5)
  b112[1] ~ dnorm( -0.104098,1.0E+5)
  b113[1] ~ dnorm( -0.315439,1.0E+5)
  b0[2] ~ dnorm( 1.689723,1.0E+5)
  b31[2] ~ dnorm( 0.828897,1.0E+5)
  b32[2] ~ dnorm( 0.356575,1.0E+5)
  b41[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E+5)
  b42[2] ~ dnorm( -0.421878,1.0E+5)
  b43[2] ~ dnorm( -0.421878,1.0E+5)
  b51[2] ~ dnorm( 0.389194,1.0E+5)
  b52[2] ~ dnorm( 0.200343,1.0E+5)
```

**Lampiran 4** *Syntax* Winbugs *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

```
  b8[2] ~ dnorm( 0.001702,1.0E+5)
  b111[2] ~ dnorm( -0.185965,1.0E+5)
  b112[2] ~ dnorm( 0.256976,1.0E+5)
  b113[2] ~ dnorm( 0.279043,1.0E+5)
  b0[3] ~ dnorm( 2.558252,1.0E+5)
  b31[3] ~ dnorm( -0.146005,1.0E+5)
  b32[3] ~ dnorm( 0.276684,1.0E+5)
  b41[3] ~ dnorm( 0.0,1.0E+5)
  b42[3] ~ dnorm( 0.174208,1.0E+5)
  b43[3] ~ dnorm( 0.299054,1.0E+5)
  b51[3] ~ dnorm( 0.571134,1.0E+5)
  b52[3] ~ dnorm( 0.894256,1.0E+5)
  b8[3] ~ dnorm( -0.008651,1.0E+5)
  b111[3] ~ dnorm( 0.254147,1.0E+5)
  b112[3] ~ dnorm( 0.211329,1.0E+5)
  b113[3] ~ dnorm( 0.488932,1.0E+5)
  P[1:3] ~ ddirch(alpha[])
}

INISIALISASI
list(b0=c(0,0,0),b31=c(0,0,0),b32=c(0,0,0),b41=c(0,0,0),b42=c(0,0,0),b43=c(0,0,0),b
51=c(0,0,0),b52=c(0,0,0),b8=c(0,0,0),b111=c(0,0,0),b112=c(0,0,0),b113=c(0,0,0))

DATA
list(y=c(2,3,3,3,3,3,4,4,4,4,4,4,4,5,5,5,5,5,5,5,5,6,6,6,6,6,6,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,
7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,7,8,8,8,8,8,8,8,8,8,8,8,8,9,9,9,9,9,9,9,9,9
,9,9,9,9,9,9,9,9,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,10,11,11,11,11,11,11,11,11,1
1,11,11,11,11,11,11,11,11,11,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12,12
,12,12,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,13,14,14,14,14,14,14,14,14,
14,14,14,14,14,15,15,15,15,15,15,15,15,15,15,16,16,16,16,17,17,17,17,17,17,17,17,1
7,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,18,19,19,19,19,19,19,19,20,20,20,20,20
,20,20,20,20,20,20,21,21,21,21,21,21,21,21,21,22,22,22,22,22,22,22,22,22,23,23,23,
23,23,23,23,23,24,24,24,24,25,25,25,25,25,26,26,26,26,26,26,26,26,26,27,27,27,2
7,27,27,27,28,28,28,28,28,28,28,29,29,29,29,30,30,31,31,31,31,31,31,31,32,32,32,32
,33,33,33,33,33,34,34,34,34,35,35,35,35,35,35,35,38,38,40,41,43,43,44,46,47),x31=c
(1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,
1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1
,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,1,1,0,1,0,1,0,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,
1,1,0,1,1,1,1,0,1,0,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1
,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,
1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1
,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,0,
1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1),x32=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0
```

**Lampiran 4** *Syntax* Winbugs *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

```
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x41=c(1,1,1,1,1,
1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,1,1
,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,
1,1,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,0,0,1,1,0,1
,1,1,0,1,0,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,0,1,0,0,
1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,0,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,0,0
,1,1,1,0,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,
0,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,0,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0
,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1),x42=c(0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,1,1,1,0,0,1,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,
1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,1,0,0
,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,1,0,0,0,1,
1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,1,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x43=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0),x51=c(0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,0,1,0,1,0,0,0,1,1,1,1,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,1,
1,0,1,1,1,0,0,0,1,1,1,1,1,0,1,0,0,0,1,1,0,1,0,1,1,0,1,1,0,0,1,1,1,1,0,0,0,1,0,0,1,1,0,1,1,1
,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,1,0,0,0,0,0,1,1,1,1,
0,1,0,1,1,1,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,0,1,0,0,0,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1
,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,0,1,0,0,1,0,1,1,1,1,0,0,1,1,
1,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,1,1,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,1,0
,1,1,1,1,1,1,0,0,0,0,0,1,1,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,1,1,0,1,1,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,
1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x52=c(1,0,1,1,0,1,0,1,0,0,1,0,1,0,1,1,1,
0,0,0,0,1,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,1,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0
,0,0,1,1,0,0,0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,
0,0,0,0,1,0,1,0,0,1,0,1,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,1,0
,1,1,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,0,0,0,1,1,1,0,1,0,0,0,1,1,1,1
,1,0,1,0,0,1,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,1,1,1,1,1,0,0,0,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,1,
1,0,0,1,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1),x8
=c(10,5,3,45,5,32,19,25,10,8,10,15,27,7,46,13,23,5,37,30,31,15,14,25,7,10,1,19,3,10,
15,5,20,10,11,5,1,30,18,16,11,15,43,20,15,14,10,7,8,8,18,11,8,10,3,14,25,20,23,3,26,
10,27,19,31,5,10,5,12,21,37,33,5,1,19,10,15,15,14,20,3,14,6,20,23,6,21,15,5,30,8,5,1
5,10,22,5,20,11,15,10,10,8,7,39,30,16,8,12,5,40,20,8,20,13,9,10,6,16,30,25,20,7,10,5
```

**Lampiran 4** *Syntax* Winbugs *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

```
5,32,7,20,16,15,35,10,20,25,20,11,35,2,17,13,6,21,4,37,29,28,11,2,30,5,10,20,29,6,1
2,6,11,11,5,2,4,9,15,8,10,3,10,9,10,28,20,30,2,41,3,3,13,30,15,5,13,15,6,13,25,7,25,2
0,5,8,10,30,37,11,15,15,15,14,18,23,10,5,15,2,4,10,30,2,20,8,25,4,46,15,8,24,12,7,39
,6,11,33,11,20,44,16,12,15,47,12,4,12,10,12,10,10,10,12,26,10,16,6,8,18,10,20,32,15
,12,3,40,4,11,30,28,30,10,20,25,20,5,27,20,10,20,15,10,7,19,13,15,38,14,25,14,25,45
,6,22,44,25,17,10,10,10,16,10,5,28,5,10,27,6,23,15,30,5,15,31,25,30,6,10),x111=c(0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0
,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,
0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,1,1,0,0,1,0,0,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,1,0,
0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,
0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0
,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x112=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,
1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0
,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0
,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,
0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0
,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,
0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),x113=c(1,0,1,1,1,1
,1,1,1,1,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,1,1,1,0,1,0,0,1,0,0,1,0,0,0,1,1,1,0,1,0,1,0,1,
0,1,1,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,1,1,0,1,0,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0,1,1,1,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0
,1,0,1,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,
0,0,0,1,0,0,1,1,0,0,1,0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,1,1,0,1,0,0,1,0,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,1,0,0,0
,1,1,0,0,0,0,1,0,1,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,1,1,0,0,0,0,
0,1,1,0,1,0,0,0,0,1,1,1,1,0,1,0,0,0,1,0,1,1,0,1,0,0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,1,0,1,1,0,0,0
,1,1,1,1,0,0,1,0,0,0,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,1,1,1,1,1,1,1,1,1),T=c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,1,1,1,1,1,2,2,1,1,1,1,1
,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,2,2,2,2,2,2,3,1,1,1,1,1,2,2,2,2,2,2,2,3,
1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,2,3,3,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,3,3,1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,2,2
,3,3,3,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,3,3,1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,3,3,3,3,1,1,1,1,2,
2,2,2,2,2,2,3,3,1,1,1,1,1,1,1,2,2,3,1,1,1,2,1,1,1,1,1,1,2,2,2,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,2,3,3
,1,1,1,1,2,2,2,1,1,1,1,1,2,2,2,3,3,3,1,1,1,1,2,2,2,2,3,1,1,1,1,1,2,2,3,3,1,1,1,1,2,2,2,3,1,
1,1,2,1,1,1,2,3,1,1,1,1,1,2,2,2,2,2,1,1,2,2,2,2,3,1,1,1,2,2,2,2,1,1,2,3,2,2,1,1,2,2,2,2,2,1
,1,2,2,1,1,2,3,3,2,2,3,3,2,2,3,3,3,3,3,3,3,3,3,2,3,3,3,3),alpha=c(1,1,1),N=334)
```

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 2 | 40 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 2 | 1 | 3 | 45 | 0 | 1 | 1 | 0 | 3 |
| 3 | 1 | 3 | 27 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 4 | 1 | 3 | 47 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 5 | 1 | 3 | 40 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 6 | 1 | 3 | 32 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 7 | 1 | 4 | 45 | 1 | 1 | 1 | 0 | 2 |
| 8 | 1 | 4 | 25 | 0 | 0 | 1 | 2 | 2 |
| 9 | 1 | 4 | 38 | 0 | 1 | 2 | 1 | 3 |
| 10 | 1 | 4 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 11 | 1 | 4 | 45 | 0 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 12 | 1 | 4 | 37 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 13 | 1 | 4 | 27 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| 14 | 1 | 5 | 28 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 15 | 1 | 5 | 47 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 16 | 1 | 5 | 46 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 17 | 1 | 5 | 24 | 0 | 1 | 2 | 2 | 2 |
| 18 | 1 | 5 | 32 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 19 | 1 | 5 | 36 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 20 | 1 | 5 | 34 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 21 | 2 | 5 | 48 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 22 | 1 | 6 | 48 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 23 | 1 | 6 | 27 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 24 | 1 | 6 | 44 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 25 | 1 | 6 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 26 | 1 | 6 | 35 | 1 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 27 | 2 | 6 | 32 | 0 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 28 | 2 | 6 | 52 | 0 | 1 | 3 | 1 | 0 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 29 | 1 | 7 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 30 | 1 | 7 | 42 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 31 | 1 | 7 | 31 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 32 | 1 | 7 | 42 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 33 | 1 | 7 | 47 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 34 | 1 | 7 | 32 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 35 | 1 | 7 | 33 | 0 | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 36 | 1 | 7 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 37 | 1 | 7 | 29 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 38 | 1 | 7 | 51 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 39 | 1 | 7 | 33 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 40 | 1 | 7 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 41 | 1 | 7 | 41 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 42 | 1 | 7 | 42 | 0 | 1 | 0 | 1 | 2 |
| 43 | 1 | 7 | 48 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 44 | 1 | 7 | 38 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 45 | 1 | 7 | 43 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 46 | 1 | 7 | 39 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 47 | 1 | 7 | 44 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 48 | 1 | 7 | 25 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 49 | 1 | 7 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 50 | 1 | 7 | 55 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 51 | 1 | 7 | 54 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 52 | 1 | 7 | 38 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 53 | 1 | 7 | 34 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 54 | 1 | 7 | 37 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 55 | 2 | 7 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 56 | 2 | 7 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 57 | 2 | 7 | 25 | 1 | 2 | 1 | 1 | 0 |
| 58 | 2 | 7 | 51 | 1 | 1 | 1 | 0 | 3 |
| 59 | 2 | 7 | 22 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 60 | 2 | 7 | 51 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 61 | 2 | 7 | 26 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 62 | 2 | 7 | 46 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 63 | 2 | 7 | 46 | 0 | 1 | 3 | 0 | 2 |
| 64 | 2 | 7 | 46 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 65 | 3 | 7 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 66 | 1 | 8 | 35 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 67 | 1 | 8 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 68 | 1 | 8 | 41 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 69 | 1 | 8 | 31 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 70 | 1 | 8 | 41 | 0 | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 71 | 2 | 8 | 37 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 72 | 2 | 8 | 33 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 73 | 2 | 8 | 38 | 0 | 1 | 1 | 0 | 3 |
| 74 | 2 | 8 | 34 | 0 | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 75 | 2 | 8 | 31 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 76 | 2 | 8 | 45 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 77 | 2 | 8 | 57 | 0 | 1 | 1 | 0 | 3 |
| 78 | 3 | 8 | 36 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 79 | 1 | 9 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 80 | 1 | 9 | 39 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 81 | 1 | 9 | 35 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 82 | 1 | 9 | 29 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 83 | 1 | 9 | 38 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 84 | 1 | 9 | 44 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1$ – $X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 85 | 1 | 9 | 29 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 86 | 1 | 9 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 87 | 1 | 9 | 47 | 0 | 2 | 1 | 1 | 2 |
| 88 | 1 | 9 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 89 | 2 | 9 | 41 | 1 | 2 | 1 | 1 | 2 |
| 90 | 2 | 9 | 35 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 91 | 2 | 9 | 31 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 92 | 2 | 9 | 36 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 93 | 2 | 9 | 37 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 94 | 3 | 9 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 95 | 3 | 9 | 22 | 0 | 0 | 2 | 1 | 2 |
| 96 | 1 | 10 | 31 | 0 | 1 | 0 | 2 | 2 |
| 97 | 1 | 10 | 57 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 98 | 1 | 10 | 40 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 99 | 1 | 10 | 36 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 100 | 1 | 10 | 43 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3 |
| 101 | 1 | 10 | 37 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 102 | 1 | 10 | 35 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 103 | 1 | 10 | 26 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 104 | 2 | 10 | 39 | 0 | 0 | 2 | 1 | 3 |
| 105 | 2 | 10 | 55 | 1 | 2 | 1 | 1 | 2 |
| 106 | 2 | 10 | 50 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 107 | 2 | 10 | 32 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 108 | 3 | 10 | 43 | 0 | 2 | 2 | 0 | 0 |
| 109 | 3 | 10 | 43 | 1 | 0 | 2 | 0 | 3 |
| 110 | 1 | 11 | 42 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 111 | 1 | 11 | 49 | 0 | 1 | 1 | 0 | 2 |
| 112 | 1 | 11 | 34 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 113 | 1 | 11 | 45 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 114 | 1 | 11 | 24 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 115 | 1 | 11 | 37 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 116 | 1 | 11 | 23 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 117 | 1 | 11 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 118 | 1 | 11 | 33 | 1 | 2 | 1 | 2 | 3 |
| 119 | 2 | 11 | 32 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 120 | 2 | 11 | 45 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 |
| 121 | 2 | 11 | 54 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 |
| 122 | 2 | 11 | 36 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 123 | 2 | 11 | 52 | 0 | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 124 | 2 | 11 | 38 | 0 | 1 | 1 | 0 | 2 |
| 125 | 3 | 11 | 42 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 126 | 3 | 11 | 28 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 127 | 3 | 11 | 35 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 128 | 1 | 12 | 31 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 129 | 1 | 12 | 35 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 130 | 1 | 12 | 36 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 131 | 1 | 12 | 27 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| 132 | 1 | 12 | 37 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 133 | 1 | 12 | 44 | 0 | 1 | 2 | 1 | 3 |
| 134 | 1 | 12 | 38 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 135 | 1 | 12 | 36 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 136 | 1 | 12 | 26 | 0 | 1 | 2 | 2 | 3 |
| 137 | 1 | 12 | 50 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 |
| 138 | 1 | 12 | 43 | 1 | 1 | 3 | 2 | 2 |
| 139 | 1 | 12 | 34 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 140 | 1 | 12 | 27 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 141 | 1 | 12 | 27 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 142 | 1 | 12 | 36 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 143 | 2 | 12 | 26 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 144 | 2 | 12 | 25 | 0 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 145 | 2 | 12 | 39 | 0 | 1 | 2 | 2 | 1 |
| 146 | 3 | 12 | 24 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 147 | 3 | 12 | 36 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 148 | 1 | 13 | 40 | 0 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 149 | 1 | 13 | 29 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 150 | 1 | 13 | 34 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 151 | 1 | 13 | 32 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 152 | 1 | 13 | 34 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 153 | 1 | 13 | 39 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 154 | 1 | 13 | 45 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 155 | 1 | 13 | 50 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 156 | 1 | 13 | 55 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 157 | 2 | 13 | 31 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 158 | 2 | 13 | 40 | 1 | 2 | 1 | 1 | 2 |
| 159 | 2 | 13 | 30 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 160 | 2 | 13 | 28 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 161 | 3 | 13 | 25 | 0 | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 162 | 3 | 13 | 41 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 163 | 3 | 13 | 43 | 1 | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 164 | 3 | 13 | 48 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 165 | 1 | 14 | 28 | 0 | 0 | 1 | 2 | 1 |
| 166 | 1 | 14 | 35 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 167 | 1 | 14 | 48 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 168 | 1 | 14 | 36 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 - X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 169 | 2 | 14 | 43 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 170 | 2 | 14 | 41 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 171 | 2 | 14 | 43 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 172 | 2 | 14 | 38 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 173 | 2 | 14 | 55 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 174 | 2 | 14 | 31 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 175 | 2 | 14 | 36 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 176 | 3 | 14 | 29 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 177 | 3 | 14 | 54 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 178 | 1 | 15 | 35 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 179 | 1 | 15 | 35 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 180 | 1 | 15 | 30 | 1 | 0 | 1 | 2 | 2 |
| 181 | 1 | 15 | 35 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 182 | 1 | 15 | 38 | 0 | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 183 | 1 | 15 | 54 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 184 | 1 | 15 | 29 | 0 | 0 | 2 | 2 | 3 |
| 185 | 2 | 15 | 44 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 186 | 2 | 15 | 43 | 0 | 1 | 2 | 1 | 3 |
| 187 | 3 | 15 | 25 | 0 | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 188 | 1 | 16 | 43 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 189 | 1 | 16 | 45 | 0 | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 190 | 1 | 16 | 36 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 191 | 2 | 16 | 43 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 192 | 1 | 17 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 193 | 1 | 17 | 38 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 194 | 1 | 17 | 28 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 195 | 1 | 17 | 37 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 196 | 1 | 17 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 197 | 1 | 17 | 31 | 1 | 2 | 1 | 1 | 2 |
| 198 | 2 | 17 | 41 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 199 | 2 | 17 | 49 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 200 | 2 | 17 | 44 | 0 | 1 | 1 | 0 | 2 |
| 201 | 1 | 18 | 29 | 0 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 202 | 1 | 18 | 53 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 203 | 1 | 18 | 46 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 204 | 1 | 18 | 27 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 205 | 1 | 18 | 41 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 206 | 1 | 18 | 43 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 207 | 1 | 18 | 40 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 208 | 1 | 18 | 47 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 |
| 209 | 2 | 18 | 47 | 1 | 1 | 2 | 0 | 3 |
| 210 | 2 | 18 | 49 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 211 | 2 | 18 | 29 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 212 | 2 | 18 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 213 | 2 | 18 | 44 | 0 | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 214 | 3 | 18 | 33 | 1 | 1 | 2 | 1 | 3 |
| 215 | 3 | 18 | 34 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 216 | 1 | 19 | 58 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 217 | 1 | 19 | 36 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 218 | 1 | 19 | 50 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 219 | 1 | 19 | 46 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 220 | 2 | 19 | 40 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 221 | 2 | 19 | 53 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 222 | 2 | 19 | 38 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 223 | 1 | 20 | 56 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 224 | 1 | 20 | 38 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 225 | 1 | 20 | 41 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 226 | 1 | 20 | 29 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 227 | 1 | 20 | 33 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 228 | 2 | 20 | 42 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 229 | 2 | 20 | 46 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 230 | 2 | 20 | 41 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 231 | 3 | 20 | 35 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 232 | 3 | 20 | 49 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 233 | 3 | 20 | 40 | 0 | 2 | 2 | 0 | 2 |
| 234 | 1 | 21 | 27 | 0 | 0 | 1 | 2 | 2 |
| 235 | 1 | 21 | 26 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 236 | 1 | 21 | 37 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 237 | 1 | 21 | 48 | 0 | 1 | 2 | 1 | 3 |
| 238 | 2 | 21 | 52 | 1 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 239 | 2 | 21 | 42 | 0 | 1 | 2 | 0 | 1 |
| 240 | 2 | 21 | 41 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 241 | 2 | 21 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 242 | 3 | 21 | 46 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 243 | 1 | 22 | 50 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 244 | 1 | 22 | 47 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 245 | 1 | 22 | 41 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 |
| 246 | 1 | 22 | 31 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 247 | 1 | 22 | 24 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 248 | 2 | 22 | 33 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 249 | 2 | 22 | 31 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 250 | 3 | 22 | 39 | 0 | 0 | 3 | 1 | 3 |
| 251 | 3 | 22 | 34 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 252 | 1 | 23 | 34 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1$ – $X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 253 | 1 | 23 | 34 | 0 | 1 | 1 | 0 | 3 |
| 254 | 1 | 23 | 38 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 255 | 1 | 23 | 29 | 0 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 256 | 2 | 23 | 44 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 257 | 2 | 23 | 55 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 258 | 2 | 23 | 32 | 0 | 1 | 1 | 0 | 2 |
| 259 | 3 | 23 | 32 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 260 | 1 | 24 | 48 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 261 | 1 | 24 | 40 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 262 | 1 | 24 | 27 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 263 | 2 | 24 | 44 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 264 | 1 | 25 | 44 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 265 | 1 | 25 | 33 | 0 | 1 | 2 | 2 | 2 |
| 266 | 1 | 25 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 267 | 2 | 25 | 38 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 268 | 3 | 25 | 52 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 269 | 1 | 26 | 37 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 270 | 1 | 26 | 27 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 271 | 1 | 26 | 42 | 0 | 2 | 2 | 1 | 2 |
| 272 | 1 | 26 | 40 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 273 | 1 | 26 | 34 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 274 | 2 | 26 | 27 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 275 | 2 | 26 | 48 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 276 | 2 | 26 | 34 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 277 | 2 | 26 | 54 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 278 | 2 | 26 | 32 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 279 | 1 | 27 | 27 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 280 | 1 | 27 | 50 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1$ – $X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 281 | 2 | 27 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 282 | 2 | 27 | 40 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 283 | 2 | 27 | 40 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 284 | 2 | 27 | 40 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 285 | 3 | 27 | 30 | 0 | 0 | 2 | 1 | 3 |
| 286 | 1 | 28 | 28 | 0 | 0 | 1 | 2 | 1 |
| 287 | 1 | 28 | 50 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 288 | 1 | 28 | 32 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 289 | 2 | 28 | 43 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 290 | 2 | 28 | 24 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 291 | 2 | 28 | 39 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 292 | 2 | 28 | 29 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 293 | 1 | 29 | 27 | 0 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 294 | 1 | 29 | 26 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 295 | 2 | 29 | 49 | 0 | 1 | 3 | 1 | 3 |
| 296 | 3 | 29 | 27 | 0 | 0 | 2 | 1 | 2 |
| 297 | 2 | 30 | 52 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 298 | 2 | 30 | 46 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 299 | 1 | 31 | 38 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 300 | 1 | 31 | 32 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 301 | 2 | 31 | 47 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 302 | 2 | 31 | 47 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 303 | 2 | 31 | 38 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 304 | 2 | 31 | 40 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 305 | 2 | 31 | 37 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 306 | 1 | 32 | 37 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 307 | 1 | 32 | 47 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 308 | 2 | 32 | 45 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |

**Lampiran 5** Data Penelitian Variabel $X_1 – X_6$ (Lanjutan)

| No | Kategori | Y | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 309 | 2 | 32 | 23 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 310 | 1 | 33 | 43 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 311 | 1 | 33 | 54 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 312 | 2 | 33 | 30 | 0 | 2 | 1 | 1 | 2 |
| 313 | 3 | 33 | 38 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 314 | 3 | 33 | 23 | 0 | 0 | 2 | 1 | 3 |
| 315 | 2 | 34 | 42 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 316 | 2 | 34 | 33 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 317 | 3 | 34 | 39 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 318 | 3 | 34 | 22 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 319 | 2 | 35 | 28 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 320 | 2 | 35 | 28 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 321 | 3 | 35 | 33 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| 322 | 3 | 35 | 44 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 323 | 3 | 35 | 45 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 324 | 3 | 35 | 33 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 325 | 3 | 35 | 57 | 0 | 2 | 1 | 1 | 0 |
| 326 | 3 | 38 | 53 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 327 | 3 | 38 | 41 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 328 | 3 | 40 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 329 | 3 | 41 | 41 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 330 | 2 | 43 | 53 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 331 | 3 | 43 | 24 | 0 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 332 | 3 | 44 | 47 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 333 | 3 | 46 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 334 | 3 | 47 | 31 | 0 | 1 | 1 | 2 | 3 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7 – X_{12}$

| **No** | **Kategori** | **X7** | **X8** | **X9** | **X10** | **X11** | **X12** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 0 | 10 | 1 | 3 | 3 | 3 |
| 2 | 1 | 0 | 5 | 1 | 0 | 0 | 3 |
| 3 | 1 | 1 | 3 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 4 | 1 | 1 | 45 | 3 | 2 | 3 | 3 |
| 5 | 1 | 1 | 5 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 6 | 1 | 1 | 32 | 6 | 3 | 3 | 3 |
| 7 | 1 | 1 | 19 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 8 | 1 | 0 | 25 | 0 | 3 | 3 | 1 |
| 9 | 1 | 1 | 10 | 1 | 1 | 3 | 3 |
| 10 | 1 | 1 | 8 | 5 | 3 | 3 | 1 |
| 11 | 1 | 1 | 10 | 16 | 3 | 3 | 3 |
| 12 | 1 | 1 | 15 | 10 | 3 | 1 | 3 |
| 13 | 1 | 0 | 27 | 10 | 1 | 1 | 3 |
| 14 | 1 | 0 | 7 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 15 | 1 | 1 | 46 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 16 | 1 | 1 | 13 | 10 | 2 | 3 | 3 |
| 17 | 1 | 0 | 23 | 4 | 1 | 1 | 1 |
| 18 | 1 | 1 | 5 | 6 | 0 | 0 | 3 |
| 19 | 1 | 0 | 37 | 20 | 1 | 0 | 3 |
| 20 | 1 | 0 | 30 | 8 | 1 | 0 | 3 |
| 21 | 2 | 0 | 31 | 11 | 1 | 0 | 3 |
| 22 | 1 | 1 | 15 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 23 | 1 | 0 | 14 | 0 | 2 | 2 | 3 |
| 24 | 1 | 0 | 25 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 25 | 1 | 1 | 7 | 5 | 1 | 3 | 1 |
| 26 | 1 | 0 | 10 | 5 | 1 | 3 | 3 |
| 27 | 2 | 0 | 1 | 4 | 1 | 2 | 3 |
| 28 | 2 | 1 | 19 | 15 | 2 | 2 | 3 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7 – X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 29 | 1 | 0 | 3 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 30 | 1 | 1 | 10 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 31 | 1 | 0 | 15 | 1 | 3 | 3 | 3 |
| 32 | 1 | 1 | 5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 33 | 1 | 1 | 20 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 34 | 1 | 0 | 10 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 35 | 1 | 0 | 11 | 0 | 1 | 0 | 3 |
| 36 | 1 | 1 | 5 | 0 | 2 | 3 | 1 |
| 37 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 38 | 1 | 0 | 30 | 1 | 0 | 0 | 3 |
| 39 | 1 | 0 | 18 | 1 | 1 | 3 | 3 |
| 40 | 1 | 1 | 16 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 41 | 1 | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 42 | 1 | 1 | 15 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 43 | 1 | 1 | 43 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 44 | 1 | 0 | 20 | 0 | 3 | 3 | 1 |
| 45 | 1 | 1 | 15 | 0 | 1 | 3 | 1 |
| 46 | 1 | 1 | 14 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 47 | 1 | 1 | 10 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 48 | 1 | 0 | 7 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 49 | 1 | 1 | 8 | 25 | 2 | 3 | 1 |
| 50 | 1 | 1 | 8 | 15 | 0 | 1 | 3 |
| 51 | 1 | 1 | 18 | 20 | 3 | 3 | 3 |
| 52 | 1 | 0 | 11 | 10 | 0 | 0 | 3 |
| 53 | 1 | 1 | 8 | 10 | 3 | 3 | 1 |
| 54 | 1 | 0 | 10 | 10 | 1 | 3 | 3 |
| 55 | 2 | 1 | 3 | 3 | 0 | 0 | 1 |
| 56 | 2 | 1 | 14 | 10 | 3 | 3 | 9 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7$ – $X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 57 | 2 | 0 | 25 | 9 | 0 | 0 | 7 |
| 58 | 2 | 1 | 20 | 12 | 3 | 3 | 5 |
| 59 | 2 | 0 | 23 | 2 | 2 | 3 | 3 |
| 60 | 2 | 1 | 3 | 15 | 2 | 1 | 1 |
| 61 | 2 | 0 | 26 | 6 | 0 | 0 | 3 |
| 62 | 2 | 1 | 10 | 10 | 1 | 0 | 3 |
| 63 | 2 | 1 | 27 | 7 | 1 | 0 | 3 |
| 64 | 2 | 1 | 19 | 15 | 0 | 0 | 3 |
| 65 | 3 | 0 | 31 | 5 | 1 | 0 | 3 |
| 66 | 1 | 0 | 5 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 67 | 1 | 0 | 10 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 68 | 1 | 1 | 5 | 0 | 3 | 1 | 3 |
| 69 | 1 | 0 | 12 | 12 | 3 | 3 | 7 |
| 70 | 1 | 1 | 21 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 71 | 2 | 0 | 37 | 5 | 0 | 2 | 3 |
| 72 | 2 | 0 | 33 | 8 | 2 | 3 | 3 |
| 73 | 2 | 1 | 5 | 5 | 3 | 0 | 1 |
| 74 | 2 | 1 | 1 | 12 | 3 | 3 | 3 |
| 75 | 2 | 0 | 19 | 5 | 1 | 0 | 3 |
| 76 | 2 | 1 | 10 | 5 | 1 | 1 | 3 |
| 77 | 2 | 1 | 15 | 15 | 3 | 3 | 3 |
| 78 | 3 | 0 | 15 | 8 | 1 | 0 | 3 |
| 79 | 1 | 0 | 14 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 80 | 1 | 1 | 20 | 0 | 1 | 0 | 3 |
| 81 | 1 | 1 | 3 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 82 | 1 | 0 | 14 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 83 | 1 | 0 | 6 | 11 | 2 | 3 | 1 |
| 84 | 1 | 1 | 20 | 1 | 2 | 3 | 3 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7$ – $X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 85 | 1 | 1 | 23 | 13 | 3 | 3 | 3 |
| 86 | 1 | 0 | 6 | 10 | 0 | 2 | 9 |
| 87 | 1 | 1 | 21 | 1 | 2 | 3 | 3 |
| 88 | 1 | 0 | 15 | 6 | 2 | 0 | 3 |
| 89 | 2 | 1 | 5 | 6 | 0 | 0 | 3 |
| 90 | 2 | 0 | 30 | 17 | 2 | 1 | 0 |
| 91 | 2 | 0 | 8 | 6 | 2 | 0 | 3 |
| 92 | 2 | 1 | 5 | 10 | 2 | 0 | 3 |
| 93 | 2 | 0 | 15 | 8 | 1 | 0 | 3 |
| 94 | 3 | 0 | 10 | 5 | 1 | 0 | 3 |
| 95 | 3 | 0 | 22 | 5 | 1 | 0 | 4 |
| 96 | 1 | 1 | 5 | 1 | 3 | 3 | 3 |
| 97 | 1 | 1 | 20 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 98 | 1 | 1 | 11 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 99 | 1 | 1 | 15 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 100 | 1 | 1 | 10 | 1 | 2 | 3 | 1 |
| 101 | 1 | 0 | 10 | 10 | 2 | 3 | 1 |
| 102 | 1 | 0 | 8 | 8 | 3 | 3 | 3 |
| 103 | 1 | 0 | 7 | 3 | 1 | 2 | 1 |
| 104 | 2 | 0 | 39 | 7 | 1 | 2 | 1 |
| 105 | 2 | 1 | 30 | 10 | 2 | 3 | 3 |
| 106 | 2 | 1 | 16 | 15 | 0 | 0 | 3 |
| 107 | 2 | 0 | 8 | 5 | 1 | 0 | 3 |
| 108 | 3 | 0 | 12 | 10 | 1 | 0 | 3 |
| 109 | 3 | 0 | 5 | 5 | 1 | 0 | 3 |
| 110 | 1 | 0 | 40 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 111 | 1 | 1 | 20 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 112 | 1 | 1 | 8 | 0 | 2 | 1 | 3 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7$ – $X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 113 | 1 | 1 | 20 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 114 | 1 | 0 | 13 | 10 | 0 | 1 | 6 |
| 115 | 1 | 1 | 9 | 6 | 1 | 3 | 1 |
| 116 | 1 | 1 | 10 | 10 | 1 | 2 | 6 |
| 117 | 1 | 0 | 6 | 2 | 1 | 2 | 3 |
| 118 | 1 | 0 | 16 | 5 | 1 | 3 | 1 |
| 119 | 2 | 0 | 30 | 5 | 0 | 0 | 2 |
| 120 | 2 | 1 | 25 | 15 | 3 | 3 | 3 |
| 121 | 2 | 1 | 20 | 10 | 1 | 3 | 1 |
| 122 | 2 | 1 | 7 | 4 | 1 | 1 | 0 |
| 123 | 2 | 0 | 10 | 19 | 0 | 0 | 2 |
| 124 | 2 | 1 | 5 | 4 | 2 | 0 | 3 |
| 125 | 3 | 0 | 12 | 4 | 2 | 0 | 3 |
| 126 | 3 | 1 | 12 | 10 | 1 | 0 | 3 |
| 127 | 3 | 0 | 8 | 10 | 2 | 0 | 3 |
| 128 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 129 | 1 | 1 | 10 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 130 | 1 | 1 | 15 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 131 | 1 | 0 | 25 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 132 | 1 | 0 | 37 | 8 | 1 | 2 | 1 |
| 133 | 1 | 1 | 9 | 10 | 2 | 3 | 1 |
| 134 | 1 | 1 | 11 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 135 | 1 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 136 | 1 | 0 | 4 | 4 | 3 | 3 | 3 |
| 137 | 1 | 1 | 4 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 138 | 1 | 1 | 10 | 20 | 0 | 3 | 7 |
| 139 | 1 | 0 | 20 | 7 | 0 | 0 | 3 |
| 140 | 1 | 0 | 7 | 5 | 1 | 2 | 1 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7 – X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 141 | 1 | 0 | 6 | 3 | 0 | 2 | 3 |
| 142 | 1 | 1 | 10 | 5 | 0 | 0 | 1 |
| 143 | 2 | 0 | 7 | 10 | 0 | 0 | 1 |
| 144 | 2 | 0 | 24 | 7 | 0 | 1 | 6 |
| 145 | 2 | 1 | 17 | 7 | 1 | 1 | 3 |
| 146 | 3 | 1 | 10 | 5 | 1 | 3 | 3 |
| 147 | 3 | 0 | 36 | 10 | 1 | 0 | 1 |
| 148 | 1 | 0 | 10 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 149 | 1 | 1 | 3 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 150 | 1 | 0 | 20 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 151 | 1 | 0 | 8 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 152 | 1 | 0 | 8 | 11 | 0 | 1 | 1 |
| 153 | 1 | 1 | 30 | 1 | 3 | 3 | 3 |
| 154 | 1 | 1 | 15 | 11 | 0 | 1 | 1 |
| 155 | 1 | 1 | 10 | 10 | 3 | 3 | 1 |
| 156 | 1 | 1 | 55 | 6 | 3 | 3 | 4 |
| 157 | 2 | 0 | 32 | 9 | 1 | 2 | 1 |
| 158 | 2 | 0 | 7 | 4 | 0 | 0 | 1 |
| 159 | 2 | 0 | 20 | 15 | 3 | 3 | 1 |
| 160 | 2 | 0 | 16 | 6 | 2 | 0 | 3 |
| 161 | 3 | 0 | 15 | 5 | 1 | 0 | 1 |
| 162 | 3 | 1 | 35 | 10 | 0 | 0 | 3 |
| 163 | 3 | 1 | 10 | 10 | 1 | 0 | 3 |
| 164 | 3 | 1 | 20 | 14 | 0 | 0 | 1 |
| 165 | 1 | 0 | 25 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 166 | 1 | 0 | 20 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 167 | 1 | 0 | 11 | 11 | 2 | 3 | 1 |
| 168 | 1 | 0 | 35 | 1 | 2 | 3 | 1 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7$ – $X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 169 | 2 | 1 | 2 | 10 | 0 | 2 | 3 |
| 170 | 2 | 1 | 17 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 171 | 2 | 1 | 13 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 172 | 2 | 1 | 6 | 11 | 1 | 0 | 1 |
| 173 | 2 | 1 | 21 | 15 | 2 | 3 | 7 |
| 174 | 2 | 0 | 4 | 5 | 0 | 0 | 1 |
| 175 | 2 | 0 | 37 | 20 | 3 | 3 | 1 |
| 176 | 3 | 0 | 29 | 8 | 1 | 0 | 3 |
| 177 | 3 | 1 | 28 | 28 | 2 | 1 | 3 |
| 178 | 1 | 1 | 11 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 179 | 1 | 1 | 2 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 180 | 1 | 0 | 30 | 7 | 1 | 3 | 1 |
| 181 | 1 | 1 | 5 | 0 | 1 | 3 | 1 |
| 182 | 1 | 1 | 10 | 11 | 0 | 1 | 3 |
| 183 | 1 | 1 | 20 | 15 | 1 | 3 | 7 |
| 184 | 1 | 1 | 29 | 6 | 3 | 3 | 1 |
| 185 | 2 | 1 | 6 | 7 | 3 | 3 | 3 |
| 186 | 2 | 1 | 12 | 9 | 1 | 0 | 3 |
| 187 | 3 | 1 | 6 | 10 | 1 | 0 | 3 |
| 188 | 1 | 1 | 11 | 1 | 0 | 1 | 3 |
| 189 | 1 | 1 | 11 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 190 | 1 | 1 | 5 | 3 | 2 | 3 | 3 |
| 191 | 2 | 1 | 2 | 15 | 2 | 0 | 3 |
| 192 | 1 | 1 | 4 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 193 | 1 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 194 | 1 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 195 | 1 | 1 | 8 | 0 | 1 | 3 | 3 |
| 196 | 1 | 0 | 10 | 2 | 1 | 2 | 1 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7 – X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 197 | 1 | 1 | 3 | 5 | 2 | 3 | 1 |
| 198 | 2 | 1 | 10 | 10 | 2 | 3 | 7 |
| 199 | 2 | 1 | 9 | 6 | 0 | 1 | 3 |
| 200 | 2 | 1 | 10 | 15 | 3 | 0 | 3 |
| 201 | 1 | 0 | 28 | 5 | 1 | 3 | 1 |
| 202 | 1 | 1 | 20 | 1 | 2 | 3 | 3 |
| 203 | 1 | 1 | 30 | 12 | 0 | 1 | 3 |
| 204 | 1 | 1 | 2 | 0 | 1 | 2 | 1 |
| 205 | 1 | 1 | 41 | 10 | 0 | 1 | 3 |
| 206 | 1 | 1 | 3 | 10 | 1 | 3 | 6 |
| 207 | 1 | 1 | 3 | 5 | 1 | 2 | 3 |
| 208 | 1 | 1 | 13 | 15 | 0 | 0 | 1 |
| 209 | 2 | 1 | 30 | 20 | 1 | 0 | 3 |
| 210 | 2 | 1 | 15 | 15 | 0 | 0 | 1 |
| 211 | 2 | 0 | 5 | 10 | 3 | 2 | 1 |
| 212 | 2 | 0 | 13 | 16 | 1 | 0 | 3 |
| 213 | 2 | 1 | 15 | 8 | 2 | 0 | 3 |
| 214 | 3 | 1 | 6 | 6 | 1 | 0 | 0 |
| 215 | 3 | 0 | 13 | 5 | 0 | 0 | 3 |
| 216 | 1 | 1 | 25 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 217 | 1 | 1 | 7 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 218 | 1 | 1 | 25 | 1 | 0 | 0 | 3 |
| 219 | 1 | 1 | 20 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 220 | 2 | 1 | 5 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| 221 | 2 | 1 | 8 | 10 | 0 | 1 | 3 |
| 222 | 2 | 0 | 10 | 10 | 0 | 0 | 1 |
| 223 | 1 | 1 | 30 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 224 | 1 | 1 | 37 | 1 | 3 | 3 | 3 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7$ – $X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 225 | 1 | 1 | 11 | 10 | 0 | 0 | 2 |
| 226 | 1 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 227 | 1 | 0 | 15 | 5 | 1 | 3 | 1 |
| 228 | 2 | 0 | 15 | 15 | 3 | 3 | 3 |
| 229 | 2 | 1 | 14 | 14 | 1 | 3 | 7 |
| 230 | 2 | 1 | 18 | 6 | 1 | 0 | 3 |
| 231 | 3 | 1 | 23 | 9 | 1 | 2 | 3 |
| 232 | 3 | 1 | 10 | 10 | 0 | 0 | 3 |
| 233 | 3 | 1 | 5 | 10 | 3 | 0 | 1 |
| 234 | 1 | 0 | 15 | 16 | 0 | 2 | 1 |
| 235 | 1 | 1 | 2 | 0 | 1 | 3 | 1 |
| 236 | 1 | 1 | 4 | 10 | 3 | 3 | 3 |
| 237 | 1 | 1 | 10 | 15 | 0 | 2 | 9 |
| 238 | 2 | 1 | 30 | 15 | 1 | 3 | 1 |
| 239 | 2 | 1 | 2 | 12 | 1 | 0 | 3 |
| 240 | 2 | 0 | 20 | 10 | 0 | 0 | 3 |
| 241 | 2 | 1 | 8 | 7 | 1 | 0 | 1 |
| 242 | 3 | 0 | 25 | 20 | 1 | 0 | 3 |
| 243 | 1 | 0 | 4 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 244 | 1 | 1 | 46 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 245 | 1 | 1 | 15 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 246 | 1 | 0 | 8 | 0 | 3 | 3 | 0 |
| 247 | 1 | 0 | 24 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 248 | 2 | 1 | 12 | 9 | 3 | 3 | 1 |
| 249 | 2 | 1 | 7 | 10 | 1 | 2 | 1 |
| 250 | 3 | 0 | 39 | 15 | 0 | 0 | 1 |
| 251 | 3 | 0 | 6 | 7 | 1 | 1 | 1 |
| 252 | 1 | 0 | 11 | 0 | 3 | 3 | 3 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7 – X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 253 | 1 | 0 | 33 | 0 | 2 | 1 | 3 |
| 254 | 1 | 0 | 11 | 0 | 1 | 3 | 3 |
| 255 | 1 | 0 | 20 | 15 | 3 | 3 | 6 |
| 256 | 2 | 1 | 44 | 15 | 1 | 2 | 1 |
| 257 | 2 | 0 | 16 | 15 | 3 | 3 | 3 |
| 258 | 2 | 1 | 12 | 7 | 3 | 0 | 3 |
| 259 | 3 | 0 | 15 | 5 | 1 | 0 | 3 |
| 260 | 1 | 1 | 47 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 261 | 1 | 1 | 12 | 0 | 1 | 3 | 3 |
| 262 | 1 | 1 | 4 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 263 | 2 | 1 | 12 | 10 | 1 | 2 | 1 |
| 264 | 1 | 1 | 10 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 265 | 1 | 0 | 12 | 0 | 0 | 3 | 3 |
| 266 | 1 | 1 | 10 | 5 | 0 | 1 | 1 |
| 267 | 2 | 0 | 10 | 3 | 1 | 0 | 1 |
| 268 | 3 | 1 | 10 | 30 | 0 | 0 | 3 |
| 269 | 1 | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 270 | 1 | 0 | 26 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 271 | 1 | 1 | 10 | 0 | 0 | 2 | 3 |
| 272 | 1 | 1 | 16 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 273 | 1 | 1 | 6 | 10 | 3 | 3 | 3 |
| 274 | 2 | 0 | 8 | 7 | 0 | 2 | 1 |
| 275 | 2 | 1 | 18 | 10 | 3 | 3 | 9 |
| 276 | 2 | 1 | 10 | 10 | 2 | 3 | 7 |
| 277 | 2 | 1 | 20 | 10 | 0 | 2 | 1 |
| 278 | 2 | 0 | 32 | 5 | 1 | 0 | 6 |
| 279 | 1 | 1 | 15 | 0 | 0 | 1 | 3 |
| 280 | 1 | 1 | 12 | 10 | 3 | 3 | 3 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7 – X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 281 | 2 | 1 | 3 | 10 | 1 | 3 | 3 |
| 282 | 2 | 1 | 40 | 17 | 3 | 3 | 3 |
| 283 | 2 | 0 | 4 | 10 | 3 | 3 | 3 |
| 284 | 2 | 0 | 11 | 11 | 0 | 0 | 1 |
| 285 | 3 | 0 | 30 | 3 | 0 | 0 | 1 |
| 286 | 1 | 0 | 28 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 287 | 1 | 1 | 30 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 288 | 1 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 289 | 2 | 0 | 20 | 15 | 0 | 2 | 1 |
| 290 | 2 | 0 | 25 | 4 | 3 | 3 | 3 |
| 291 | 2 | 0 | 20 | 10 | 3 | 3 | 1 |
| 292 | 2 | 0 | 5 | 6 | 0 | 0 | 3 |
| 293 | 1 | 0 | 27 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 294 | 1 | 0 | 20 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 295 | 2 | 1 | 10 | 10 | 3 | 3 | 3 |
| 296 | 3 | 1 | 20 | 6 | 1 | 0 | 3 |
| 297 | 2 | 1 | 15 | 15 | 1 | 2 | 1 |
| 298 | 2 | 0 | 10 | 6 | 3 | 3 | 3 |
| 299 | 1 | 1 | 7 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 300 | 1 | 0 | 19 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 301 | 2 | 1 | 13 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 302 | 2 | 1 | 15 | 10 | 1 | 2 | 1 |
| 303 | 2 | 1 | 38 | 11 | 2 | 0 | 1 |
| 304 | 2 | 1 | 14 | 12 | 0 | 0 | 3 |
| 305 | 2 | 0 | 25 | 0 | 1 | 2 | 1 |
| 306 | 1 | 0 | 14 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 307 | 1 | 1 | 25 | 1 | 3 | 3 | 3 |
| 308 | 2 | 1 | 45 | 20 | 1 | 0 | 1 |

**Lampiran 6** Data Penelitian Variabel $X_7 – X_{12}$ (Lanjutan)

| No | Kategori | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 309 | 2 | 0 | 6 | 10 | 1 | 0 | 7 |
| 310 | 1 | 1 | 22 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 311 | 1 | 1 | 44 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 312 | 2 | 0 | 25 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 313 | 3 | 1 | 17 | 0 | 3 | 3 | 7 |
| 314 | 3 | 0 | 10 | 5 | 0 | 1 | 6 |
| 315 | 2 | 0 | 10 | 15 | 1 | 2 | 1 |
| 316 | 2 | 1 | 10 | 10 | 3 | 3 | 1 |
| 317 | 3 | 1 | 16 | 10 | 0 | 1 | 3 |
| 318 | 3 | 0 | 10 | 8 | 0 | 0 | 6 |
| 319 | 2 | 0 | 5 | 7 | 0 | 0 | 3 |
| 320 | 2 | 0 | 28 | 3 | 1 | 2 | 1 |
| 321 | 3 | 0 | 5 | 4 | 1 | 0 | 2 |
| 322 | 3 | 1 | 10 | 15 | 0 | 1 | 8 |
| 323 | 3 | 1 | 27 | 20 | 1 | 0 | 1 |
| 324 | 3 | 1 | 6 | 10 | 2 | 0 | 3 |
| 325 | 3 | 1 | 23 | 25 | 0 | 0 | 3 |
| 326 | 3 | 1 | 15 | 2 | 3 | 3 | 3 |
| 327 | 3 | 0 | 30 | 0 | 2 | 3 | 3 |
| 328 | 3 | 0 | 5 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 329 | 3 | 1 | 15 | 7 | 3 | 3 | 3 |
| 330 | 2 | 1 | 31 | 0 | 3 | 3 | 3 |
| 331 | 3 | 0 | 25 | 5 | 0 | 3 | 1 |
| 332 | 3 | 1 | 30 | 1 | 3 | 3 | 3 |
| 333 | 3 | 1 | 6 | 9 | 3 | 3 | 1 |
| 334 | 3 | 0 | 10 | 10 | 3 | 3 | 6 |

# BIODATA PENULIS

Penulis bernama Ikacipta Mega Ayuputri dilahirkan di Surabaya pada tanggal 7 Maret 1997. Penulis menempuh pendidikan formal di SDN Petemon XI Surabaya, SMPN 3 Surabaya, dan SMAN 15 Surabaya. Kemudian diterima sebagai Mahasiswa Departemen Statistika ITS melalui jalur SNMPTN pada tahun 2014. Selama masa perkuliahan, penulis aktif di berbagai kepanitiaan salah satunya adalah sebagai koordinator sie kesekretariatan kegiatan Pekan Raya Statistika (PRS) 2016 yang merupakan *big event* dari HIMASTA-ITS. Selain itu, penulis juga aktif dalam organisasi lingkup jurusan, yaitu pernah menjadi staf Departemen Media dan Informasi HIMASTA-ITS (2015/2016) dan Ketua Divisi *Statistics Computer Course* (2016/2017). Selama menjalani masa perkuliahan, penulis juga aktif dalam perlombaan tingkat nasional dan internasional dimana pencapain tertinggi adalah mendapatkan predikat *best gold paper* pada kegiatan RECONSA 2018 di Universiti Teknologi Petronas, Malaysia. Penulis juga pernah diberi kesempatan menjadi asisten dosen di beberapa matakuliah, diantaranya  Pengantar Metode Statistika, Program Komputer, Pengantar Ilmu Komputer, Sistem Indormasi Manajemen, Pengendalian Kualitas Statistika, dan Analisis Multivariat. Apabila pembaca ingin memberi kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, dapat menghubungi penulis melalui email ikacipta14@mhs.statistika.its.ac.id.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)