



TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT
USAHA RAKYAT (KUR) YANG GAGAL BAYAR DARI
TIGA BANK PELAKSANA DI PT. ASKRINDO (PERSERO)
CABANG SURABAYA MENGGUNAKAN *BAYESIAN
GEOMETRIC REGRESSION* DAN *BAYESIAN MIXTURE
GEOMETRIC REGRESSION***

**DESI USFALIANA
NRP 062117 4500 0008**

**Dosen Pembimbing
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D**

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



TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT
USAHA RAKYAT (KUR) YANG GAGAL BAYAR DARI
TIGA BANK PELAKSANA DI PT. ASKRINDO (PERSERO)
CABANG SURABAYA MENGGUNAKAN *BAYESIAN
GEOMETRIC REGRESSION* DAN *BAYESIAN MIXTURE
GEOMETRIC REGRESSION***

**DESI USFALIANA
NRP 062117 4500 0008**

**Dosen Pembimbing
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D**

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



FINAL PROJECT - KS184822

**FREQUENCY MODEL OF KREDIT USAHA RAKYAT
(KUR) THAT DEFAULT FROM THREE
IMPLEMENTING BANKS IN PT. ASKRINDO
((PERSERO) SURABAYA USING *BAYESIAN
\GEOMETRIC REGRESSION AND BAYESIAN
MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION***

**DESI USFALIANA
SN 062117 4500 0008**

**Supervisor
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D**

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

LEMBAR PENGESAHAN

**PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT
USAHA RAKYAT (KUR) YANG GAGAL BAYAR DARI
TIGA BANK PELAKSANA DI PT. ASKRINDO (PERSERO)
CABANG SURABAYA MENGGUNAKAN *BAYESIAN
GEOMETRIC REGRESSION* DAN *BAYESIAN MIXTURE
GEOMETRIC REGRESSION***

TUGAS AKHIR

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

Oleh :

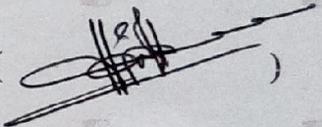
Desi Usfaliana

NRP. 062117 4500 0008

Disetujui oleh Pembimbing:

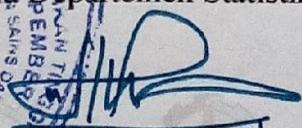
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D

NIP. 19621015 198803 1 002

()



Mengetahui,
Kepala Departemen Statistika


Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2019

**PEMODELAN FREKUENSI PEMBAYARAN KREDIT
USAHA RAKYAT (KUR) DARI TIGA BANK PELAKSANA
DI PT. ASKRINDO (PERSERO) CABANG SURABAYA
MENGUNAKAN *BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION*
DAN *BAYESIAN MIXTURE GEOMETRIC REGRESSION***

Nama Mahasiswa : Desi Usfaliana
NRP : 06211745000008
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph. D

Abstrak

Kredit Usaha Rakyat (KUR) adalah salah satu upaya pemerintah dalam meningkatkan kualitas dan kuantitas UMKM di Indonesia dengan cara memberikan akses pembiayaan modal usaha dengan pola penjaminan. Namun dalam realisasi penyaluran KUR terdapat kendala yaitu permasalahan nasabah gagal bayar (risiko default) sehingga menyebabkan pengajuan penjaminan kepada PT. Askrindo Cabang Surabaya selaku perusahaan penjamin KUR untuk 8 wilayah di Jawa Timur oleh pihak Bank. Risiko dari permasalahan nasabah KUR yang gagal bayar adalah menurunnya profitabilitas bagi pihak Bank maupun perusahaan penjamin. Sehingga untuk meminimalisir terjadinya risiko tersebut, maka dilakukan pemodelan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi ketahanan nasabah dalam membayar angsuran KUR ditinjau dari frekuensi pembayaran KUR hingga dinyatakan gagal bayar dimana frekuensi tersebut berdistribusi geometri. Pemodelan dilakukan dengan Bayesian Geometric Regression dan Bayesian Mixture Geometric Regression. Pemodelan dengan Bayesian Geometric Regression lebih baik dalam memodelkan frekuensi pembayaran KUR karena memiliki nilai DIC lebih kecil dibandingkan dengan Bayesian Mixture Geometric Regression. Berdasarkan pemodelan dengan Bayesian Geometric Regression diperoleh variabel yang signifikan adalah sektor usaha, wilayah usaha, jumlah pinjaman, dan suku bunga.

Kata Kunci: *Bayesian, Kredit Bermasalah, Kredit Usaha Rakyat, Geometric Regression, Mixture Geometric Regression*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**FREQUENCY MODEL OF KREDIT USAHA RAKYAT (KUR)
THAT DEFAULT FROM THREE IMPLEMENTING BANKS
IN PT. ASKRINDO (PERSERO) SURABAYA USING *BAYES-
IAN GEOMETRIC REGRESSION AND BAYESIAN MIXTURE
GEOMETRIC REGRESSION***

Name : Desi Usfaliana
Student Number : 062117 4500 0008
Department : Statistics
Supervisor : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph. D

Abstract

Kredit Usaha Rakyat (KUR) is one of the government's efforts to improve the quality and quantity of UMKMs in Indonesia by providing access to business capital financing with a guarantee. However, in the realization of KUR distribution there was problem, it is the failure of customers to make credit payment (default risk), which cause claims to PT. Askrindo Surabaya as KUR's guarantor company for 8 regions in East Java by the Bank. The risk of KUR's customer defaults is decreasing profitability for the Bank and the guarantor company. Therefore, to minimize the default risk is determine the factors that affect survival of customers to make KUR payment, in terms of frequency of KUR 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. Model-ling using Bayesian Geometric Regression show the significant variables are business sector, region of business, amount of loan, and interest rate.

Keywords: *Bayesian, Credit Freeze, Kredit Usaha Rakyat, Geometric Regression, Mixture Geometric Regression*

(This page intentionally left blank)

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran 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 Usaha Rakyat (Kur) yang Gagal Bayar dari Tiga Bank Pelaksana Di PT. Askrindo (Persero) Cabang Surabaya Menggunakan *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. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D yang bersedia membimbing, memberikan waktu, serta arahan dan masukan dalam penyusunan Laporan Tugas Akhir sehingga dapat mendidik penulis untuk senantiasa menjadi lebih baik.
2. Ibu Irhamah, Ph.D dan Bapak M. Sjahid Akbar, M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritikan serta saran demi kesempurnaan Laporan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika FMKSD ITS dan Ibu Dr. Santi Wulan Purnami, M.Si. selaku Ketua Program Studi Sarjana beserta jajarannya yang selalu membimbing teman-teman dalam menjalani Tugas Akhir.
4. Seluruh Dosen Departemen Statistika Bisnis atas segala ilmu yang telah diberikan serta Seluruh Staf dan Karyawan atas kerja keras dan bantuannya selama ini.
5. PT. Askrindo (Persero) Cabang Surabaya yang telah mengizinkan untuk menggunakan data perusahaan sebagai bahan penelitian penulis.
6. Ibu, Abah serta adik yang senantiasa mendoakan dan memberikan dukungan untuk kelancaran dalam mengerjakan Tugas Akhir.

7. Nursetyo, Indah, Zulfi, Dini, Dianita, Ratih, dan Ifah yang telah memberikan semangat, dukungan, doa, serta bantuannya dalam menyusun Tugas Akhir.
8. Seluruh teman-teman Lintas Jalur Statistika ITS angkatan 2017 yang telah bekerja sama dengan baik dalam menyelesaikan Tugas Akhir, serta memberikan kenangan yang sangat berharga selama masa perkuliahan.
9. 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 manfaat 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 2019

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	ii
COVER PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Tujuan Penelitian.....	7
1.4 Manfaat Penelitian.....	7
1.5 Batasan Masalah.....	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Analisis Bayesien	9
2.1.1 Distribusi Prior.....	10
2.1.2 Distribusi Posterior	11
2.1.3 <i>Markov Chain Monte Carlo</i> (MCMC).....	12
2.1.4 <i>Gibbs Sampling</i>	13
2.1.5 <i>Credible Interval</i>	15
2.2 <i>Generalized Linear Model</i>	15
2.3 <i>Geometric Regression</i>	16
2.4 <i>Mixture Geometric Regression</i>	22
2.5 Pemilihan Model Terbaik	23
2.6 Risiko Kredit	24
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data.....	27
3.2 Kerangka Konsep Penelitian	27
3.3 Variabel Penelitian	29
3.4 Langkah Analisis dan Diagram Alir.....	32

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Data Nasabah Gagal Bayar Kredit Usaha Rakyat (KUR).....	37
4.2 Pemodelan Frekuensi Pembayaran KUR.....	47
4.2.1 Pemodelan <i>Bayesian Geometric</i>	51
4.2.2 Pemodelan <i>Bayesian Mixture Geometric</i>	62
4.3 Pemilihan Model Terbaik.....	73

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	75
5.2 Saran	76

DAFTAR PUSTAKA	77
-----------------------------	----

LAMPIRAN	81
-----------------------	----

BIODATA PENULIS	91
------------------------------	----

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Struktur Data Penelitian Model <i>Non-Mixture</i>	32
Tabel 3.2	Struktur Data Penelitian Model <i>Mixture</i>	32
Tabel 4.1	Ukuran Statistik Usia Nasabah KUR yang Gagal Bayar.....	42
Tabel 4.2	<i>Crosstabulation</i> Jenis Kelamin dan Jenis KUR	42
Tabel 4.3	<i>Crosstabulation</i> Status Perkawinan dan Jenis KUR	43
Tabel 4.4	<i>Crosstabulation</i> Sektor Usaha dan Jenis KUR.....	43
Tabel 4.5	Ukuran Statistik Lama Usaha Nasabah KUR yang Gagal Bayar	44
Tabel 4.6	<i>Crosstabulation</i> Wilayah Usaha dan Jenis KUR ...	44
Tabel 4.7	<i>Crosstabulation</i> Jumlah Pinjaman dan Jenis KUR	45
Tabel 4.8	<i>Crosstabulation</i> Jangka Waktu dan Jenis KUR	46
Tabel 4.9	<i>Crosstabulation</i> Suku Bunga dan Jenis KUR	47
Tabel 4.10	Hasil Estimasi Parameter <i>Geometric Regression</i> Secara <i>Frequentist</i>	47
Tabel 4.11	Hasil Estimasi Parameter <i>Mixture Geometric</i> <i>Regression</i> Secara <i>Frequentist</i>	49
Tabel 4.12	Hasil Estimasi Parameter Model Terbaik untuk <i>Geometric Regression</i> Secara <i>Frequentist</i>	51
Tabel 4.13	Hasil Estimasi Parameter <i>Bayesian Geometric</i> <i>Regression</i>	57
Tabel 4.14	Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Sektor Usaha.....	59
Tabel 4.15	Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Wilayah Usaha.....	59
Tabel 4.16	Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Jumlah Pinjaman	60
Tabel 4.17	Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Suku Bunga	61

Tabel 4.18	Hasil Estimasi Parameter Model Terbaik untuk <i>Bayesian Mixture Geometric</i> secara <i>Frequentist</i>	62
Tabel 4.19	Hasil Estimasi Parameter <i>Mixture Geometric Regression</i> dengan Bayesian.....	71
Tabel 4.20	Nilai DIC Pemodelan dengan Bayesian.....	73

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1	Kerangka Konsep Penelitian	28
Gambar 3.2	Diagram Alir.....	35
Gambar 4.1	Pola Frekuensi Pembayaran KUR Nasabah Gagal Bayar.....	39
Gambar 4.2	Pola Frekuensi Pembayaran KUR dengan Variabel Pemisah Jenis KUR.....	39
Gambar 4.3	Simulasi Data Berdistribusi Geometri.....	40
Gambar 4.4	Karakteristik Nasabah KUR yang Gagal Bayar	41
Gambar 4.5	<i>Doodle Bayesian Geometric Regression</i>	52
Gambar 4.6	Plot ACF <i>Thin</i> 100 pada Model <i>Bayesian Geometric Regression</i>	53
Gambar 4.7	Plot Iterasi Parameter pada <i>Bayesian Geometric Regression</i>	54
Gambar 4.8	Distribusi Parameter <i>Bayesian Geometric Regression</i>	56
Gambar 4.9	<i>Doodle Bayesian Mixture Geometric Regres- sion</i>	63
Gambar 4.10	Plot ACF <i>Thin</i> 100 pada <i>Bayesian Mixture Geometric Regression</i>	64
Gambar 4.11	Plot Iterasi Parameter pada <i>Bayesian Mixture Geometric Regression</i>	66
Gambar 4.12	Distribusi Parameter <i>Bayesian Mixture Geometric Regression</i>	68

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	<i>Syntax R untuk Regresi Geometri dengan Maximum Likelihood untuk Data Non-Mixture...</i>	81
Lampiran 2	<i>Syntax R untuk Regresi Geometri dengan Maximum Likelihood untuk Data Mixture.....</i>	82
Lampiran 3	<i>Syntax Openbugs Bayesian Geometric Regression</i>	83
Lampiran 4	<i>Syntax Openbugs Bayesian Mixture Geometric Regression</i>	85
Lampiran 5	Data Penelitian X_1 - X_7	88
Lampiran 6	Data Penelitian X_8 - X_9	89
Lampiran 7	Surat Pernyataan	90

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kredit Usaha Rakyat (KUR) adalah kredit/pembiayaan modal kerja yang diberikan kepada nasabah perseorangan, badan usaha atau kelompok usaha khususnya bagi pelaku Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) yang produktif dan layak namun belum memiliki jaminan tambahan atau jaminan tambahan belum cukup. KUR memiliki pola penjaminan yang artinya ketika pelaku UMKM gagal bayar maka pihak Bank berhak untuk mengajukan penjaminan kepada perusahaan penjamin berupa klaim KUR jika telah memenuhi syarat dan ketentuan sesuai dengan persetujuan kerja sama antara pihak Bank dan perusahaan penjamin. Jaminan KUR yang diberikan oleh perusahaan penjamin sebesar 70% dari total kerugian akibat kredit bermasalah yang disebut dengan klaim KUR, sedangkan sisanya yaitu 30% ditanggung oleh Bank Pelaksana. UMKM yang dapat mengakses KUR adalah yang bergerak di sektor produktif antara lain adalah sektor pertanian, perikanan, perindustrian, perdagangan, dan jasa. KUR yang disalurkan terbagi atas KUR Mikro dan KUR Ritel. KUR Mikro adalah pembiayaan modal kerja dengan nilai maksimal Rp 25.000.000, sedangkan KUR Ritel adalah pembiayaan modal kerja dengan nilai maksimal Rp 500.000.000. KUR adalah program yang dicanangkan oleh pemerintah sejak tahun 2007 dengan tujuan memperkuat modal usaha pelaku UMKM Indonesia dengan sumber dana berasal sepenuhnya dari Bank. Hingga tahun 2018, program KUR didukung oleh 34 Bank Pelaksana, 4 Perusahaan Pembiayaan, 2 Koperasi Simpan Pinjam dan 10 Perusahaan Penjamin (KUR, 2019).

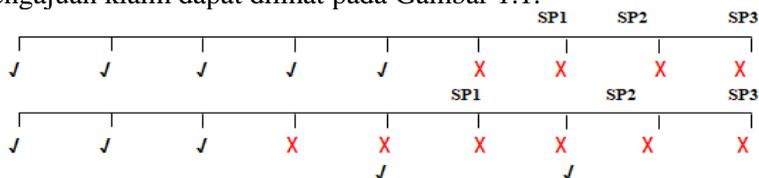
Seiring dengan perkembangan mengenai penyaluran KUR, masih terdapat beberapa kendala dalam realisasinya di lapangan, diantaranya yaitu kredit bermasalah. Kredit bermasalah adalah kondisi dimana pelaku UMKM yang telah diberikan fasilitas KUR tidak dapat mengembalikan pinjamannya dengan lancar sesuai dengan waktu yang telah ditentukan dalam perjanjian akibat adanya faktor-

faktor tertentu (Hermanto, 2006). Total penyaluran KUR tahun 2007-2014 sebesar 178,85 triliun dengan kredit bermasalah atau *Non Performing Loan* (NPL) sebesar 3,3%. Pada tahun 2016, total penyaluran KUR sebesar Rp 94,4 triliun atau 94% dari target dengan NPL sebesar 0,37%. Angka kredit bermasalah tersebut mengalami penurunan pada tahun 2018 yaitu sebesar 0,24% dari total penyaluran KUR sebesar Rp 120 triliun (KUR, 2019). Kendati mengalami penurunan, pemerintah terus berusaha agar angka kredit bermasalah di tahun 2019 tidak lebih dari 0,15%. Risiko yang harus ditanggung oleh pihak Bank akibat kredit bermasalah adalah tidak tercapainya target realisasi KUR karena dana yang seharusnya disalurkan pada nasabah yang baru masih tertahan pada nasabah gagal bayar dan menurunnya profitabilitas bank. Profitabilitas adalah kemampuan bank menghasilkan laba selama periode tertentu (Sawir, 2001). Oleh karenanya, pihak perbankan sebagai perusahaan pembiayaan harus meminimalkan risiko kredit KUR yang bermasalah.

PT. Asuransi Kredit Indonesia (Askrindo) dalam pemberdayaan UMKM adalah sebagai perusahaan penjamin atas kredit yang disalurkan oleh perbankan kepada pelaku UMKM. PT. Askrindo (Persero) memiliki 38 kantor cabang, salah satunya adalah cabang Kota Surabaya. PT. Askrindo (Persero) Cabang Surabaya sebagai pihak penjamin kredit bermasalah KUR bagi tiga Bank Pelaksana yaitu BRI, BNI dan Mandiri untuk wilayah Bojonegoro, Lamongan, Tuban, Gresik, Jombang, Mojokerto, Sidoarjo, dan Surabaya. Permasalahan yang dialami oleh perusahaan akibat kredit KUR yang bermasalah adalah pihak PT. Askrindo Cabang Surabaya harus bersedia menerima dan menanggung semua pengajuan klaim KUR yang diajukan oleh 3 Bank Pelaksana dari 8 wilayah tersebut jika pengajuan tersebut telah sesuai dengan perjanjian kerja sama yang mana jumlah klaim KUR yang harus dibayarkan setiap tahunnya terus mengalami peningkatan bahkan beban klaim yang harus ditanggung oleh perusahaan dari tahun ke tahun sebagian besar berasal dari klaim KUR, sementara itu pihak Bank lambat dalam mengembalikan biaya *recovery* akibat dari klaim KUR yang kemudian menyebabkan kerugian bagi PT. Askrindo Cabang Surabaya. Sehingga

untuk meminimalkan kerugian yang dialami oleh perusahaan akibat kredit KUR yang bermasalah, perusahaan penjamin juga perlu membantu pihak perbankan untuk meminimalkan risiko kredit bermasalah pada nasabah KUR.

Dilihat dari rekam pembayaran nasabah gagal bayar, diperoleh informasi bahwa frekuensi pembayaran nasabah hingga dinyatakan gagal bayar cukup beragam. Terdapat nasabah yang memiliki ketahanan bayar yang tinggi, dan ada yang memiliki ketahanan bayar rendah. Berdasarkan uraian tersebut maka perlu dilakukan penelitian untuk mengkaji ketahanan nasabah dalam membayar kredit hingga dinyatakan gagal bayar dan menyebabkan terjadinya pengajuan klaim KUR berdasarkan frekuensi pembayaran yang telah dilakukan. Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dibahas pemodelan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi ketahanan nasabah dalam membayar angsuran KUR di tiga Bank Pelaksana yang bekerja sama dengan PT. Askrido Cabang Surabaya, dimana variabel responnya adalah frekuensi pembayaran yang telah dilakukan (hingga nasabah dinyatakan gagal bayar dan menyebabkan pengajuan klaim KUR). Nasabah yang terdaftar sebagai nasabah gagal bayar dan menyebabkan pengajuan klaim KUR apabila nasabah menunggak angsuran selama 4 kali berturut-turut. Pemodelan ini bersifat probabilistik karena tidak diketahui secara pasti pada frekuensi pembayaran ke berapa nasabah dinyatakan gagal bayar dan menyebabkan adanya pengajuan klaim ke PT. Askrido (Persero) Cabang Surabaya. Gambaran dari rekam pembayaran KUR hingga menyebabkan pengajuan klaim dapat dilihat pada Gambar 1.1.



Keterangan :

√ = nasabah membayar angsuran

X = nasabah tidak membayar angsuran (menunggak)

Gambar 1.1 Rekam Pembayaran Angsuran

Gambar 1.1 menunjukkan bahwa data frekuensi pembayaran KUR tidak bersifat kontinyu melainkan berupa data diskrit karena frekuensi pembayaran kredit diperoleh dari penjumlahan banyaknya pembayaran yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar, bukan dihitung dari panjang interval waktu (bulanan) mulai pertama pembayaran hingga dinyatakan gagal bayar. Frekuensi pembayaran yang telah dilakukan oleh setiap nasabah memiliki perulangan yang berbeda, misalkan nasabah A membayar angsuran hanya sekali saja sedangkan nasabah B mampu membayar angsuran sampai 6 kali dan nasabah C mampu membayar angsuran sampai 16 kali. Kegagalan nasabah dalam membayarkan kredit sampai 4 kali secara berturut-turut dalam suatu tahap bayar hingga menyebabkan terjadinya klaim setelah melakukan pembayaran kredit ke- n adalah kejadian sukses pada distribusi geometri. Distribusi geometri yang merupakan distribusi peluang banyaknya usaha yang diperlukan untuk mendapatkan sukses yang pertama (Walpole, 1993). Distribusi geometri adalah kasus khusus dari distribusi binomial negatif dengan parameter dispersi α sama dengan satu (Hilbe, 2011). Oleh karenanya, pemodelan dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode *geometric regression*. Pemodelan *geometric regression* tidak dapat dilakukan dengan pemodelan linier biasa, melainkan harus dilakukan dengan metode *Generalized Linear Model (GLMs)*. GLMs merupakan perluasan dari model regresi linear dengan asumsi variabel prediktor memiliki efek linear akan tetapi tidak mengasumsikan distribusi tertentu dari variabel respon dan digunakan ketika variabel respon merupakan anggota keluarga eksponensial (Nelder & Weddeburn, 1972). 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 function* yang membuat model lebih fleksibel, serta homogenitas varians tidak harus terpenuhi (Agresti, 2013). Secara visual diindikasikan bahwa adanya *mixture model* yaitu terdapat dua distribusi geometri dengan parameter berbeda yang ditunjukkan dengan adanya 2 puncak distribusi yang terlihat ber-

dasarkan histogram data frekuensi pembayaran kredit, sehingga dalam penelitian ini juga dilakukan pemodelan dengan menggunakan metode *Mixture Geometric Regression*. *Mixture model* adalah salah satu model khusus yang digunakan untuk memodelkan data dimana populasinya merupakan susunan dari beberapa sub populasi atau kelompok. Setiap sub populasi atau kelompok merupakan komponen penyusun dari model *mixture* serta mempunyai proporsi yang bervariasi untuk masing-masing komponennya (Gelman dkk., 2014). Estimasi parameter yang digunakan adalah dengan pendekatan *Bayesian* karena berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Wijayanti (2014) dengan judul “Perbandingan Analisis Regresi *Cox* dan analisis Survival Bayesian pada Ketahanan Hidup Pasien Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya” didapatkan hasil bahwa estimasi parameter dengan Bayesian menghasilkan nilai *standard error* parameter yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai *standard error* yang diperoleh dari Regresi *Cox* (estimasi parameter dengan *Newton-Raphson*). Selain itu, estimasi parameter model *mixture* dengan metode *likelihood* ataupun Iterasi *Newton Raphson* sulit dilakukan. Oleh karenanya pada penelitian ini akan digunakan metode Bayesian untuk mengestimasi parameter, dengan mempertimbangkan hasil estimasi parameter dengan *Newton-Raphson* sebagai *pseudo-prior*. *Pseudo prior* digunakan dalam penelitian ini karena prior ini mampu mempercepat konvergensi (Carlin & Chib, 1995). Selanjutnya, hasil estimasi kedua metode tersebut dibandingkan untuk mendapatkan pemodelan yang paling baik berdasarkan nilai DIC (*Deviance Information Criterion*) yang paling kecil.

Penelitian yang membahas pemodelan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap kegagalan konsumen dalam membayar kredit telah banyak dilakukan diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh Hakim (2008) dan Yuliana (2011), namun penelitian dengan variabel respon frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar menggunakan *geometric regression* masih jarang dilakukan. Penelitian mengenai risiko kredit yang dilakukan oleh Hakim (2008) menggunakan metode *Proportional Hazard Model* untuk menganalisa variabel yang diduga berpengaruh

terhadap survival kredit yang diberikan oleh perusahaan pembiayaan motor PT. XXX. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa variabel uang muka mempunyai tingkat signifikansi paling tinggi dibandingkan dengan variabel lainnya. Variabel lain yang berpengaruh terhadap survival kredit adalah asal daerah dan tingkat suku bunga. Yuliana (2011) melakukan penelitian mengenai analisis manajemen risiko kredit pada PT ABC *Finance* dengan metode *Value at Risk*. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi risiko kredit di PT ABC *Finance* adalah terjadinya manipulasi data dan informasi, kualitas dan kuantitas SDM, penyalahgunaan agunan oleh pihak yang tidak bertanggungjawab, pengalihan agunan secara tidak resmi, serta faktor internal nasabah. Penelitian lain yang berkaitan dengan pemodelan *Geometric Regression* 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.

1.2 Rumusan Masalah

Seperti yang sudah dijelaskan dalam latar belakang, penelitian ini digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik frekuensi pembayaran KUR dari nasabah yang terdaftar sebagai nasabah gagal bayar dan menyebabkan pihak Bank mengajukan klaim kepada PT. Askrido Cabang Surabaya serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya. Kemudian akan dilakukan pemodelan frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar dari tiga Bank pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrido Cabang Surabaya

dengan metode *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*. Selanjutnya, hasil estimasi kedua metode tersebut dibandingkan untuk mendapatkan pemodelan yang paling baik berdasarkan nilai 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 KUR oleh nasabah gagal bayar dari tiga Bank pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrindo Cabang Surabaya serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.
2. Memodelkan frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar dari tiga Bank pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrindo Cabang Surabaya dengan metode *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*.
3. Melakukan pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan nilai DIC dari masing-masing model. Model dengan nilai DIC terkecil adalah model terbaik.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan melalui penelitian ini adalah mendapatkan model yang mampu merepresentasikan ketahanan nasabah berdasarkan frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah yang dinyatakan gagal bayar dari tiga Bank Pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrindo Cabang Surabaya sehingga dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan di hari kemudian. Selain itu, hasil penelitian ini dapat dijadikan sebagai rekomendasi dalam tahap pengecekan kelayakan calon nasabah penerima KUR agar lebih memperhatikan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan nasabah dalam membayar kredit KUR.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini hanya dibatasi pada nasabah gagal bayar dari tiga Bank Pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrindo Cabang Surabaya berupa klaim KUR Mikro dan Ritel periode Januari 2017 sampai dengan Maret 2019 yang mana penjaminan tersebut telah dibayarkan oleh pihak PT. Askrindo Cabang Surabaya kepada pihak Bank. Nasabah terdaftar sebagai nasabah gagal bayar dan menyebabkan pengajuan klaim KUR apabila nasabah tidak mampu membayar angsuran sebanyak 4 kali berturut-turut.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.7 Analisis Bayesian

Analisis Bayesian memperlakukan semua parameter yang tidak diketahui sebagai variabel *random* dan memiliki distribusi yaitu distribusi prior, sehingga analisis Bayesian berbeda dengan teori statistika klasik (*frequentist*) (Boldstad, 2007). Metode Bayesian juga merupakan suatu metode untuk mengestimasi parameter dengan lebih informatif walaupun jumlah data n yang digunakan sedikit (Sorell & Olwell, 2001). Dalam metode ini ada tiga hal penting yang perlu diperhatikan, yaitu fungsi likelihood, distribusi prior dan distribusi posterior. Hubungan antara distribusi *posterior* dengan *prior* dan *likelihood* secara proporsional dapat ditulis sebagai berikut:

Distribusi *posterior* \propto *Likelihood* \times Distribusi *prior*

Apabila Y adalah variabel random dengan fungsi densitas $p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$ yang mengikuti pola distribusi tertentu, dimana $\boldsymbol{\theta}$ adalah vektor parameter berukuran p , sedangkan \mathbf{y} adalah vektor sampel berukuran n , maka *joint distribution* dari $\boldsymbol{\theta}$ dan \mathbf{y} dapat dituliskan dalam bentuk persamaan (2.1) (Box & Tiao, 1973).

$$p(\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}) = p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})p(\mathbf{y}), \quad (2.1)$$

Fungsi distribusi *posterior* dari $\boldsymbol{\theta}$, $p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$ dapat diperoleh dari penurunan persamaan (2.1) menjadi persamaan (2.2).

$$p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{y})}, \quad (2.2)$$

dengan

$$p(\mathbf{y}) = \begin{cases} \int \dots \int p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta})d\theta_1 \dots d\theta_p, & \text{jika } \boldsymbol{\theta} \text{ kontinu} \\ \sum p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}) & \text{jika } \boldsymbol{\theta} \text{ diskrit} \end{cases} \quad (2.3)$$

Fungsi *likelihood* data dapat dinotasikan dalam bentuk $p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$ yang berisi informasi sampel data. Sedangkan $p(\boldsymbol{\theta})$ ada-

lah fungsi distribusi *prior* dari parameter θ dan $p(y)$ adalah fungsi konstanta densitas (konstanta normalitas). Secara proporsional, persamaan (2.2) dapat dinyatakan dalam persamaan (2.4).

$$p(\theta|y) \propto p(y|\theta)p(\theta) \quad (2.4)$$

2.1.1 Distribusi Prior

Dasar metode bayesian adalah probabilitas bersyarat sehingga untuk melakukan pendugaan parameter diperlukan informasi awal parameter yang disebut distribusi *prior*. Distribusi prior adalah distribusi awal yang memberikan informasi mengenai parameter. Untuk mendapatkan distribusi posterior, terlebih dahulu harus ditentukan distribusi prior dari parameter (Bain & Engelhardt, 1992). Fungsi distribusi *prior* dari parameter θ berdasarkan persamaan (2.4) dapat dinyatakan dalam bentuk $p(\theta)$. Parameter dalam metode Bayesian diperlakukan sebagai variabel, sehingga θ memiliki domain Θ . Penentuan nilai θ dan ketepatan dalam pemilihan distribusi merupakan hal yang sulit dalam penerapan metode Bayesian. Sebab penentuan distribusi *prior* untuk suatu parameter yang tidak diketahui disesuaikan dengan permasalahan yang ada, sehingga tidak ada cara baku untuk menentukan distribusi *prior*. Secara garis besar terdapat empat macam distribusi prior dalam metode Bayesian, yaitu:

1. *Conjugate prior* dan *non conjugate prior*
Prior dengan pola yang sangat tergantung pada pola *likelihood* data. *Conjugate prior* adalah pemberian bentuk distribusi prior yang sepolanya dengan bentuk distribusi dari hasil identifikasi datanya, sedangkan *non conjugate prior* tidak sepolanya (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 penelitian sebelumnya. *Informative Prior* merupakan prior dimana penentuan nilai parameter distribusi prior didasarkan pada informasi yang diperoleh dari data sebelumnya (Box & Tiao, 1973).

4. *Pseudo prior*

Penentuan *prior* yang mana pemberian nilainya disetarakan dengan hasil elaborasi cara *frequentist* dan prior ini mampu mempercepat konvergensi (Carlin & Chib, 1995).

2.1.2 Distribusi Posterior

Proses estimasi parameter dengan pendekatan Bayesian didasarkan pada distribusi *posterior* dari parameter. Distribusi *posterior* merupakan distribusi peluang yang berisi semua informasi parameter θ atau dapat dinyatakan dalam $p(\theta|y)$. Bolstad (2007) mengatakan bahwa distribusi *posterior* merupakan gabungan antara informasi *prior* dan data observasi (*fungsi likelihood*), distribusi posterior dapat dinyatakan dalam persamaan (2.5).

$$p(\theta|y) = \frac{p(y|\theta)p(\theta)}{p(y)}, \quad (2.5)$$

dimana $p(y)$ merupakan konstanta densitas, karena tidak tergantung parameter sehingga persamaan (2.5) dapat ditulis dalam bentuk persamaan (2.6).

$$p(\theta|y) \propto p(y|\theta)p(\theta), \quad (2.6)$$

Distribusi *posterior* marginal untuk setiap target parameter diperoleh dengan menjumlahkan atau mengintegalkan persamaan (2.6), metode Bayesian dengan pendekatan numerik *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dan *Gibbs Sampling* bertujuan untuk mempermudah proses penjumlahan atau pengintegralan. Proses estimasi dilakukan melalui pengambilan sampel secara berulang melalui bentuk distribusi *full conditional posterior* (Stephens, 1997). Distribusi *full conditional posterior* merupakan

bentuk proporsional distribusi *posterior* dari seluruh parameter dengan mengeluarkan komponen yang tidak mengandung parameter yang akan diestimasi, sebab nilainya dianggap tetap. Apabila $\boldsymbol{\theta} = (\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_p)$ dan parameter yang diestimasi adalah θ_0 maka bentuk distribusi *full conditional posterior* untuk setiap parameter dari persamaan (2.6) dijelaskan dalam persamaan (2.7).

$$p(\theta_0 | \mathbf{y}, \theta_1, \dots, \theta_p) \propto p(\mathbf{y} | \theta_0, \theta_1, \dots, \theta_p) p(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_p) \quad (2.7)$$

$$\propto p(\mathbf{y} | \theta_0, \theta_1, \dots, \theta_p) p(\theta_0),$$

persamaan (2.7) dapat dijelaskan bahwa *full conditional* untuk θ_0 dapat diperoleh dari (proporsional dengan) fungsi *likelihood* data dikalikan *prior* θ_0 . Dalam hal ini *prior joint* adalah independen *prior*, sehingga *prior* untuk selain *prior* θ_0 dianggap konstan. Demikian juga parameter selain θ_0 dalam *likelihood* dianggap konstan. Hal yang sama berlaku untuk estimasi parameter $\theta_1, \dots, \theta_p$.

2.1.3 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) merupakan prosedur membangkitkan data parameter sesuai dengan proses *Markov Chain* dengan menggunakan simulasi *Monte Carlo* secara *iterative* sehingga diperoleh distribusi *posterior* yang stasioner (*steady state*) (Ntzoufras, 2009). *Markov Chain* adalah suatu proses stokastik dari $\{\boldsymbol{\theta}^{(1)}, \boldsymbol{\theta}^{(2)}, \dots, \boldsymbol{\theta}^{(T)}\}$ sedemikian sehingga

$$f(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} | \boldsymbol{\theta}^{(t)}, \dots, \boldsymbol{\theta}^{(1)}) = f(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} | \boldsymbol{\theta}^{(t)}), \quad (2.8)$$

dengan distribusi dari $\boldsymbol{\theta}$ pada saat $t+1$ diketahui kondisi semua nilai $\boldsymbol{\theta}$ sebelumnya ($t, t-1, \dots, 1$) dan hanya dipengaruhi oleh satu nilai sebelumnya atau t saja, sehingga $f(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} | \boldsymbol{\theta}^{(t)})$ bersifat independen pada waktu t . Ketika $t \rightarrow \infty$ distribusi dari $\boldsymbol{\theta}^{(t)}$ akan konvergen menuju distribusi tertentu, dimana $\boldsymbol{\theta}^{(t)}$ independen terhadap nilai awal dari rantai tersebut yaitu $\boldsymbol{\theta}^{(0)}$ (Ntzoufras, 2009). Ntzoufras (2009) mengatakan bahwa proses MCMC dilakukan dengan cara membangkitkan *Markov Chain* yang konvergen terhadap distribusi target, yaitu distribusi *posterior* dari parameter

yang diestimasi. Kondisi ini disebut sebagai kondisi stasioner atau kondisi *equilibrium*. Selanjutnya, sampel parameter dalam *Markov Chain* diambil setelah kondisi *equilibrium* tercapai. Jadi, sampel yang diperoleh merupakan sampel dari distribusi *posterior* parameter tersebut. Adapun langkah-langkah mendapatkan *posterior* dengan menggunakan MCMC adalah sebagai berikut:

1. Menentukan *initial value* (nilai awal) untuk tiap parameter model dengan memperhatikan karakteristik data. *Initial value* dapat menggunakan koefisien parameter model regresi yang diestimasi secara klasik (*frequentist*).
2. Membangkitkan M sampel $\{\boldsymbol{\theta}^{(1)}, \boldsymbol{\theta}^{(2)}, \dots, \boldsymbol{\theta}^{(T)}\}$ dari distribusi *posterior* $p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$ secara *full conditional* sesuai dengan persamaan (2.8). (Jika M sampel ini dibangkitkan dengan *Gibbs Sampling* maka dijelaskan dalam subbab 2.1.4).
3. Memperhatikan konvergensi algoritma, apabila kondisi konvergensi tidak tercapai maka sampel perlu dibangkitkan lebih banyak. Konvergensi algoritma dapat dilihat berdasarkan plot iterasi, apabila semua nilai-nilai cenderung stasioner (memusat pada suatu titik) maka dapat diasumsikan konvergen.
4. Menentukan dan membuang B sampel pertama (*burn-in*) untuk menghindari pengaruh nilai awal.
5. Membuat plot distribusi *posterior*.
6. Mendapatkan ringkasan distribusi *posterior* (rata-rata, median, standar deviasi dan 95% *credible interval*).

2.1.4 Gibbs Sampling

Gibbs sampling adalah teknik estimasi yang dilakukan melalui pengambilan sampel secara berulang melalui bentuk distribusi *full conditional posterior* (Stephens, 1997). Proses *Gibbs sampling* meliputi pengambilan sampel dengan cara membangkitkan serangkaian *Gibbs* variabel *random* (*Gibbs sequence*) (Casella & George, 1992) berdasarkan sifat-sifat dasar proses *Markov Chain*. Skenario yang digunakan dalam pengambilan data sampel pada umumnya adalah sesuai dalam Stephens (1997) yang menunjukkan pengambilan sampel dari suatu distribusi secara *full conditional* sesuai langkah berikut:

1. Diberikan *state* : θ^k pada waktu $k=0$ sehingga $\theta^{(0)} = (\theta_0^{(0)}, \theta_1^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)})$
2. Simulasi nilai untuk $\theta^{(k+1)}$ dalam r *step* adalah sebagai berikut:

Step 1 : *sampling* θ_0^{k+1} dari $p(\theta_0^{(k+1)} | D, \theta_1^{(k)}, \theta_2^{(k)}, \dots, \theta_p^{(k)})$

Step 2 : *sampling* θ_1^{k+1} dari $p(\theta_1^{(k+1)} | D, \theta_0^{(k+1)}, \theta_2^{(k)}, \dots, \theta_p^{(k)})$

...

Step r : *sampling* θ_r^{k+1} dari $p(\theta_r^{(k+1)} | y, \theta_0^{(k+1)}, \theta_1^{(k+1)}, \dots, \theta_{p-1}^{(k+1)})$

dengan,

$$\begin{aligned}
 p(\theta_0^{(k+1)} | D, \theta_1^{(k)}, \theta_2^{(k)}, \dots, \theta_p^{(k)}) &\propto p(D | \theta_0^{(k)}, \theta_1^{(k)}, \dots, \theta_p^{(k)}) \times p(\theta_0^{(k+1)}) \\
 &\propto \prod_{i=1}^n (1 - e^{\theta_0^{(k)}}) \left(e^{\theta_0^{(k)}} \right)^{y_i - 1} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\theta_0^{(k)}}^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y_i - \mu_{\theta_0^{(k)}}}{\sigma_{\theta_0^{(k)}}} \right)^2} \\
 p(\theta_1^{(k+1)} | D, \theta_0^{(k+1)}, \theta_2^{(k)}, \dots, \theta_p^{(k)}) &\propto p(D | \theta_0^{(k+1)}, \theta_1^{(k)}, \dots, \theta_p^{(k)}) \times p(\theta_1) \\
 &\propto \prod_{i=1}^n (1 - e^{\theta_1^{(k)} x_{1i}}) \left(e^{\theta_1^{(k)} x_{1i}} \right)^{y_i - 1} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\theta_1^{(k)}}^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y_i - \mu_{\theta_1^{(k)}}}{\sigma_{\theta_1^{(k)}}} \right)^2} \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 p(\theta_p^{(k+1)} | D, \theta_0^{(k+1)}, \theta_1^{(k+1)}, \dots, \theta_{p-1}^{(k+1)}) &\propto p(D | \theta_0^{(k+1)}, \theta_1^{(k+1)}, \dots, \theta_{p-1}^{(k+1)}, \theta_p^{(k)}) \times p(\theta_p) \\
 &\propto \prod_{i=1}^n (1 - e^{\theta_p^{(k)} x_{pi}}) \left(e^{\theta_p^{(k)} x_{pi}} \right)^{y_i - 1} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\theta_p^{(k)}}^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y_i - \mu_{\theta_p^{(k)}}}{\sigma_{\theta_p^{(k)}}} \right)^2}
 \end{aligned}$$

D adalah data yang meliputi y_i dan $x_{1i} - x_{pi}$ dimana y_i adalah variabel respon dan $x_{1i} - x_{pi}$ adalah variabel prediktor.

3. Ulangi langkah 2 sampai M kali, dimana $M \rightarrow \infty$ (sampai diperoleh kondisi konvergen).

Data yang dibangkitkan dengan menggunakan algoritma *Gibbs Sampling* akan membangkitkan pola data yang konvergen dan stasioner. Jadi *Gibbs Sampling* sangat berguna dalam mengestimasi suatu parameter yang mempunyai tingkat kerumitan dalam proses penjumlahan atau integrasi yang kompleks dan sulit diselesaikan secara analitis.

2.1.5 *Credible Interval*

Credible Interval dalam Gelman dkk. (2004) adalah pembentukan selang kepercayaan pada pendekatan Bayesian yang dihitung dengan pendekatan *Highest Posterior Density* (HPD), dimana himpunan nilai-nilai yang berisikan $100(1-\alpha)\%$ dari probabilitas *posterior*. Penggunaan konsep densitas setimbang dalam pembentukan *credible interval* dilakukan menggunakan lokasi modus sebagai acuan pusat data. Sehingga, dengan demikian *credible interval* dapat digunakan untuk pembuatan selang kepercayaan dari pola data yang tidak simetris (Box & Tiao, 1973).

Koop (2003) menyatakan bahwa parameter yang akan diestimasi atau θ dikatakan signifikan dengan taraf signifikansi sebesar α apabila dalam *credible interval* tidak mengandung nilai 0 dimana nilai *credible interval* diperoleh sesuai dengan persamaan (2.9).

$$\text{Credible Interval} = \hat{\theta} \pm (\sigma_{\hat{\theta}} \times 2) \quad (2.9)$$

2.2 *Generalized Linier Model*

Generalized Linear Model (GLMs) merupakan perluasan dari model regresi linear dengan asumsi variabel prediktor memiliki efek linear dan variabel respon tidak diisyaratkan berdistribusi normal akan tetapi distribusi-distribusi yang termasuk dalam keluarga eskponensial (Nelder & Weddeburn, 1972). Sebuah model linear klasik dapat dibentuk dalam GLMs mengikuti kom-

ponen-komponen yang disebut dengan komponen *random*, komponen sistematis, yang dihubungkan dengan sebuah fungsi bernama *link function*. Agresti (2013) mengemukakan 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 function* yang membuat model lebih fleksibel, serta homogenitas varians tidak harus terpenuhi.

Generalized Linear Model (GLMs) dapat ditransisikan ke bentuk model linear dengan suatu *link function*. Tiga komponen yang diperlukan agar bisa transisi dari model linier ke GLMs, yaitu (McCullagh & Nelder, 1989):

1. *Random component*, yaitu nilai-nilai pengamatan respon Y yang saling bebas dari sebuah distribusi keluarga eksponensial.
2. *Systematic component*, yaitu kombinasi linier dari variabel X dengan parameter β yang dilambangkan dengan $\eta = X\beta$.
3. *Link between random and systematic/link function* yaitu suatu fungsi yang menjelaskan nilai ekspektasi dari variabel respon Y yang menghubungkan dengan variabel-variabel penjelas melalui persamaan linier.

Link function akan menentukan model yang akan digunakan dalam GLMs. Menurut McCullagh & Nelder (1989), *link function* adalah suatu fungsi yang menghubungkan prediktor linear dengan nilai harapan dari variabel respon. *Link function* dibedakan menjadi dua, yaitu *canonical link function* dan *non-canonical link function*. *Canonical link function* adalah *link function* yang diturunkan melalui bentuk *Exponential Family*.

2.3 Geometric Regression

Regresi geometri merupakan salah satu bentuk dari *Generalized Linear Model* (GLMs) karena variabel respon yang diamati mengikuti distribusi geometri, dimana distribusi geometri merupakan salah satu distribusi yang masuk ke dalam keluarga eksponensial. Distribusi geometri adalah distribusi peluang banyaknya usaha yang diperlukan untuk mendapatkan sukses yang pertama

(Walpole, 2012). Distribusi geometri juga merupakan kasus khusus dari distribusi binomial negatif dengan parameter dispersi sama dengan satu (Hilbe, 2011). Sebuah variabel random Y dengan fungsi kepadatan peluang f dan parameter θ merupakan anggota distribusi eksponensial jika memiliki fungsi kepadatan peluang sesuai dengan persamaan (2.10).

$$f(y; \theta, \phi) = \exp \left\{ \frac{[y\theta - b(\theta)]}{\phi} + c(y, \phi) \right\} \quad (2.10)$$

persamaan (2.10) disebut dengan *exponential dispersion family* dan ϕ merupakan parameter dispersi sedangkan θ merupakan *cano-nical parameter*. Jika ϕ diketahui sama dengan 1 karena berdistribusi geometri maka persamaan (2.10) dapat disederhanakan menjadi persamaan (2.11).

$$f(y; \theta, 1) = \exp \{ [y\theta - b(\theta)] + c(y, \phi) \} \quad (2.11)$$

Link function untuk distribusi geometri dapat diperoleh dari fungsi kepadatan peluang distribusi geometri yang diubah ke dalam bentuk persamaan (2.11).

$$\begin{aligned} f(y; \theta, 1) &= p(1-p)^{y-1} \\ &= \frac{p}{1-p} (1-p)^y \\ &= \ln \left[\left(\frac{p}{1-p} \right) (1-p)^y \right] \\ &= [y \ln(1-p)] + [\ln(p) - \ln(1-p)] \\ &= [y \ln(1-p)] - [\ln(1-p) - \ln(p)] \\ &= \exp \{ [y \ln(1-p)] - [\ln(1-p) - \ln(p)] \} \end{aligned} \quad (2.12)$$

dari persamaan (2.12) diperoleh $\theta \rightarrow \ln(1-p)$, $b(\theta) \rightarrow [\ln(1-p) - \ln(p)]$, dan $c(y, \phi) \rightarrow 0$.

Dengan demikian, *link function* yang diperlukan untuk mengubah dari *Generalized Linear Model* distribusi geometri ke

dalam bentuk model linear adalah $\ln(1-p)$ dimana *link function* tersebut merupakan *canonical link*, dari *link function* tersebut diperoleh model dugaan seperti pada persamaan (2.13). Akan tetapi parameter p tidak diketahui, oleh karenanya ditaksir berdasarkan perkalian vektor parameter yang terbentuk dengan variabel prediktornya.

$$\begin{aligned}\ln(1-p_i) &= \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \\ (1-p_i) &= e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}} \\ p_i &= 1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}\end{aligned}\quad (2.13)$$

Sehingga diperoleh model regresi geometri adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = \frac{1}{1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}}, \quad (2.14)$$

dengan $\mathbf{x}_i^T = [1 \ x_{i1} \ \dots \ x_{ip}]$ dan $\boldsymbol{\beta}^T = [\beta_0 \ \beta_1 \ \dots \ \beta_p]$.

Berdasarkan *probability density function* dari distribusi geometri yang ditunjukkan pada persamaan (2.12), maka estimasi parameter dengan metode *Maximum Likelihood* sebagai berikut.

$$\begin{aligned}L(\boldsymbol{\beta}) &= f(y_1, y_2, \dots, y_n) \\ &= \prod_{i=1}^n f(y_i) \\ &= \prod_{i=1}^n P(\mathbf{x}_i) (1 - P(\mathbf{x}_i))^{y_i - 1} \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{P(\mathbf{x}_i)}{(1 - P(\mathbf{x}_i))} (1 - P(\mathbf{x}_i))^{y_i}\end{aligned}\quad (2.15)$$

Selanjutnya berdasarkan persamaan (2.15), dibuat *ln* fungsi *likelihood* dan didapatkan hasil sebagai berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \ln \left[\prod_{i=1}^n \frac{P(\mathbf{x}_i)}{1 - P(\mathbf{x}_i)} (1 - P(\mathbf{x}_i))^{y_i} \right] \quad (2.16)$$

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

dimana sesuai dengan persamaan (2.13) diketahui bahwa,

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

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

sehingga diperoleh,

$$\begin{aligned} \ln \left(\frac{P(\mathbf{x}_i)}{1-P(\mathbf{x}_i)} \right) &= \ln(P(\mathbf{x}_i)) - \ln(1-P(\mathbf{x}_i)) \\ &= \ln(1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}) - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \end{aligned} \quad (2.17)$$

dengan demikian maka persamaan (2.16) menjadi bentuk persamaan (2.18).

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n \ln(1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}) - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad (2.18)$$

Nilai $\boldsymbol{\beta}$ maksimum diperoleh melalui turunan pertama $\ln L(\boldsymbol{\beta})$ terhadap $\boldsymbol{\beta}$ seperti pada persamaan (2.19).

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} \\ \dots \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p} \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

Kemudian disamadengankan nol dan diperoleh hasil seperti pada persamaan (2.20).

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}) = \frac{\partial \left[\sum_{i=1}^n \left[\ln(1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}) - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \right] \right]}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = 0 \quad (2.20)$$

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

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

Persamaan (2.20) menunjukkan bahwa metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) menghasilkan estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ yang tidak eksplisit sehingga perlu dilakukan estimasi parameter frekuentis dengan pendekatan lainnya yaitu *Newton Raphson*. Hasil estimasi parameter yang diperoleh dari metode *Newton Raphson* digunakan sebagai *initial value* pada distribusi prior Bayesian, yaitu *pseudo-prior* yang didekati dengan distribusi binomial negatif dengan parameter dispersi sama dengan satu (Irawan dkk., 2017). Formula iterasi *Newton-Raphson* dapat dilihat pada persamaan (2.21).

$$\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(t)} - \left(\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}) \right)^{-1} \mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}) \quad t = 0, 1, 2, \dots \quad (2.21)$$

dengan,

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} \\ \vdots \\ \vdots \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \left[\frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{pi}}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{pi}} - 1} + (y_i - 1) \right] \\ x_{1i} \sum_{i=1}^n \left[\frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{pi}}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{pi}} - 1} + (y_i - 1) \right] \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{pi} \sum_{i=1}^n \left[\frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{pi}}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{pi}} - 1} + (y_i - 1) \right] \end{pmatrix}, \text{ dan}$$

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_0} & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \cdots & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_0} & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_1} & \cdots & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p \partial \beta_0} & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p \partial \beta_1} & \cdots & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p \partial \beta_p} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}) = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}}}{\left(e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}} - 1\right)^2} & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{x_{pi} \times e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}}}{\left(e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}} - 1\right)^2} \\ \sum_{i=1}^n \frac{x_{i1} \times e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}}}{\left(e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}} - 1\right)^2} & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{x_{i1} \times x_{pi} \times e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}}}{\left(e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}} - 1\right)^2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n \frac{x_{pi} \times e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}}}{\left(e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}} - 1\right)^2} & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{x_{pi}^2 \times e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}}}{\left(e^{\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}} - 1\right)^2} \end{pmatrix}$$

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

1. Iterasi dimulai dari $t = 0$
2. Menentukan nilai awal estimasi parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$
3. Memasukkan nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$ pada elemen $\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta})$ dan $\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta})$ sehingga diperoleh $\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)})$ dan $\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)})$

4. Menghitung nilai taksiran parameter baru menggunakan persamaan (2.21) sehingga diperoleh nilai $\hat{\beta}^{(t+1)}$ yang merupakan vektor penaksir parameter pada iterasi ke- $(t+1)$.

Mengulangi langkah (3) hingga diperoleh estimasi parameter $\hat{\beta}^{(t+1)}$ yang konvergen, dikatakan konvergen apabila $\|\hat{\beta}^{(t+1)} - \hat{\beta}^{(t)}\| \leq \varepsilon$ dengan ε merupakan bilangan yang sangat kecil. Hasil estimasi yang diperoleh adalah $\hat{\beta}^{(t+1)}$ pada iterasi terakhir (Irawan dkk., 2017).

2.4 Mixture Geometric Regression

Apabila di dalam analisis regresi diduga bahwa variabel respon memiliki lebih dari satu parameter atau distribusi maka dapat dilakukan analisis regresi menggunakan model *mixture*. *Mixture geometric regression* merupakan analisis regresi dimana variabel respon diduga memiliki lebih dari satu parameter yang berdistribusi geometri. Model *mixture* merupakan model gabungan dari beberapa sub populasi yang masing-masing berpola univariabel. Setiap sub populasi merupakan komponen penyusun dari model *mixture* serta mempunyai proporsi yang bervariasi untuk masing-masing komponennya. Secara sederhana, pendeteksian adanya model *mixture* pada suatu data dapat dilakukan secara visual plot data dengan *histogram*. Pola model *mixture* dapat direpresentasikan dalam persamaan (2.22) (Iriawan, 2001).

$$f_{mix}(y|\mathcal{G}, P) = \sum_{i=1}^M P_i g_i(y|\mathcal{G}_i) \quad (2.22)$$

dimana,

$$\begin{aligned} f_{mix}(y|\mathcal{G}, P) &= \text{fungsi densitas dari model mixture} \\ Y &= \text{data pada variabel respon} \\ \mathcal{G} &= \text{vektor parameter dengan elemen } (\partial_1, \partial_2, \dots, \partial_M) \\ P &= \text{vektor parameter proporsi dari setiap komponen penyusun model mixture dengan elemen } (P_1, P_2, \dots, P_M) \end{aligned}$$

- $g_i(y|\mathcal{G}_i)$ = fungsi densitas ke- i dari M komponen penyusun model *mixture*
- P_i = parameter proporsi komponen penyusun model *mixture* dengan $\sum_{i=1}^M P_i = 1$ serta $0 \leq P_i \leq 1, j = 1, 2, \dots, M$
- M = banyaknya komponen penyusun model *mixture*

Apabila dalam suatu data pengamatan dengan variabel respon yang tersusun atas sub populasi sebanyak M dimana masing-masing sub populasi berdistribusi geometri, maka fungsi densitas *mixture* dapat dituliskan dalam persamaan (2.23).

$$f_{mix}(y|P, p) = P_1 \text{Geom}(y|p_1) + \dots + P_M \text{Geom}(y|p_M) \quad (2.23)$$

2.5 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik adalah suatu tahapan dalam analisis yang bertujuan untuk mendapatkan model terbaik dari dua atau lebih model yang layak digunakan berdasarkan kriteria tertentu. Salah satu kriteria yang digunakan dalam pemilihan model terbaik adalah DIC (*Deviance Information Criteria*). DIC merupakan pengembangan dari AIC (*Akaike Information Criterion*). Spiegelhalter dkk. (2002) memperkenalkan DIC sebagai kriteria dalam pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan kompleksitas model. DIC sangat aplikatif untuk berbagai macam model statistika. DIC didasarkan pada distribusi posterior dari *log-likelihood* atau *deviance* dan berguna untuk pemilihan model pada kerangka kerja Bayesian (Dempster, 1974). Ukuran kompleksitas model dinyatakan dengan P_D yang merupakan selisih antara rata-rata *posterior* dari *deviance* dan *deviance posterior* taksiran parameter. Rumus perhitungan untuk nilai *deviance* dapat dituliskan seperti pada persamaan (2.24).

$$D(\mathcal{G}) = -2 \log [p(y|\mathcal{G})] \quad (2.24)$$

dengan $p(y|\mathcal{G})$ adalah fungsi *likelihood* y dan syarat \mathcal{G} diketahui. Rata-rata *deviance posterior* dinyatakan dalam bentuk persamaan (2.25).

$$\overline{D(\mathcal{G})} = E_{\theta|y}(D(\mathcal{G})) \quad (2.25)$$

banyaknya parameter yang efektif dalam model dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2.26).

$$P_D = \overline{D(\mathcal{G})} - D(\bar{\theta}) \quad (2.26)$$

penjabaran dari persamaan (2.26) ditulis pada persamaan (2.27) sebagai berikut.

$$P_D = -2 \left(E_{\theta|y} \left[\log \left(\frac{P(\theta|y)}{P(\theta)} \right) - \log \left(\frac{P(\bar{\theta}|y)}{P(\bar{\theta})} \right) \right] \right) \quad (2.27)$$

sehingga diperoleh DIC seperti pada persamaan (2.28).

$$DIC = \overline{D(\mathcal{G})} + P_D = D(\bar{\theta}) + 2P_D \quad (2.28)$$

Model terbaik adalah model dengan nilai DIC lebih kecil dibandingkan model alternatif lainnya (Spiegelhalter dkk, 2002).

2.6 Risiko Kredit

Risiko dapat diartikan sebagai bentuk ketidakpastian tentang suatu keadaan yang akan terjadi di masa depan dengan keputusan yang diambil berdasarkan berbagai pertimbangan pada saat ini. Risiko kredit adalah risiko pinjaman tidak kembali sesuai dengan kontrak, seperti penundaan, pengurangan pembayaran suku bunga atau pinjaman pokoknya atau tidak membayar pinjaman sama sekali (Silvanita K., 2009). Risiko kredit adalah risiko yang terjadi akibat kegagalan pihak lawan memenuhi kewajibannya dalam menyelesaikan pembayaran. Risiko kredit dapat bersumber dari berbagai aktivitas fungsional bank seperti perkreditan, penyediaan dana, investasi dan pembiayaan perdagangan, yang tercatat dalam *banking book* maupun *trading book*. Aguais dkk. (2001) 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*). Salah satu risiko kredit adalah kredit bermasalah, kondisi dimana nasabah yang telah diberikan fasilitas kredit tidak dapat mengembalikan pinjamannya dengan lancar sesuai dengan waktu yang telah ditentukan dalam perjanjian akibat adanya faktor-faktor tertentu (Hermanto, 2006).

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

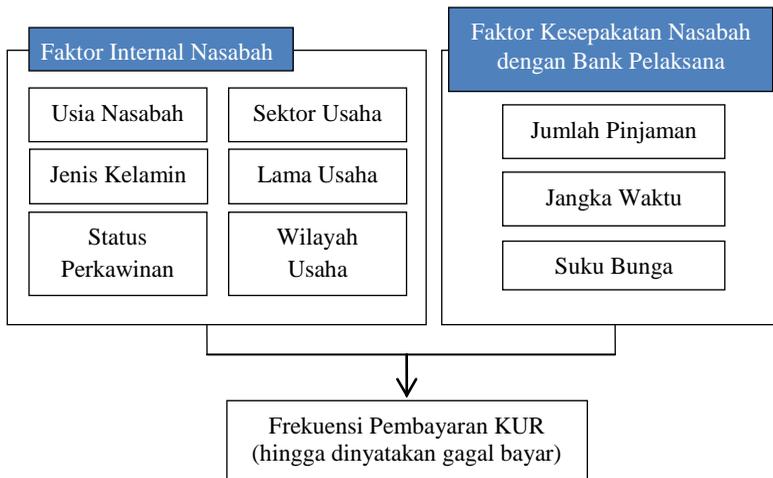
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder meliputi data internal dan rekam pembayaran KUR nasabah yang terdaftar sebagai nasabah gagal bayar dari tiga Bank Pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrido Cabang Surabaya berupa klaim KUR Mikro dan Ritel periode Januari 2017 sampai dengan Maret 2019 yang mana penjaminan tersebut telah dibayarkan oleh pihak PT. Askrido Cabang Surabaya kepada pihak Bank. Nasabah terdaftar sebagai nasabah gagal bayar dan menyebabkan pengajuan klaim KUR apabila nasabah tidak mampu membayar angsuran sebanyak 4 kali berturut-turut.

3.2 Kerangka Konsep Penelitian

Salah satu penelitian mengenai pemodelan dengan *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression* pernah dilakukan oleh Ayuputri (2018) dengan studi kasus pemodelan frekuensi pembayaran kredit mobil di PT. X dengan *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*. Penelitian tersebut memberi kesimpulan bahwa kedua model menunjukkan variabel yang berpengaruh signifikan adalah status perkawinan, uang muka, lama angsuran, lama menempati tempat tinggal, dan besarnya premi asuransi. *Bayesian Geometric Regression* lebih baik dalam memodelkan frekuensi pembayaran kredit karena memiliki nilai DIC paling kecil.

Penelitian ini juga dilakukan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi ketahanan bayar nasabah KUR dari tiga Bank Pelaksana ditinjau dari frekuensi pembayaran kredit hingga dinyatakan gagal bayar yang berdistribusi geometri sehingga pemodelan dilakukan dengan *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*. Berdasarkan penelitian sebelumnya serta ketersediaan data dari PT. Askrido Cabang Surabaya, terdapat 9 faktor yang diduga berpengaruh signifikan terhadap frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hing-

ga dinyatakan gagal bayar. Gambar 3.1 menjelaskan bahwa faktor-faktor yang diduga mempengaruhi kegagalan nasabah dalam melakukan pembayaran kredit KUR disebabkan oleh faktor internal dari nasabah, seperti usia, jenis kelamin, status perkawinan, lama usaha, sektor usaha yang sedang dikembangkan oleh nasabah dan wilayah yang ditempati nasabah sebagai tempat tinggal sekaligus tempat usaha. Selain itu faktor lain yang diduga sebagai penyebab gagalnya nasabah dalam melakukan pembayaran kredit KUR adalah faktor-faktor kesepakatan antara nasabah dengan Bank Pelaksana sebagai pihak pemberi dana saat pengajuan kredit KUR seperti jumlah pinjaman, jangka waktu angsuran dan suku bunga yang berlaku saat mengajukan kredit KUR. Dalam penelitian ini peneliti tidak menggunakan variabel uang muka, lama menempati tempat tinggal, dan besarnya premi asuransi karena keterbatasan informasi dari perusahaan akan tetapi peneliti menambahkan variabel lama usaha, sektor usaha yang dikembangkan, wilayah yang ditempati untuk menjalani usaha, jumlah pinjaman dan suku bunga yang berlaku saat mengajukan kredit KUR dimana kelima variabel tersebut belum dilakukan dalam penelitian sebelumnya.



Gambar 3.1 Kerangka Konsep Penelitian

3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini terdiri atas satu variabel respon dan 9 variabel prediktor yang diuraikan dalam penjelasan sebagai berikut.

1. Variabel respon (Y) adalah frekuensi pembayaran kredit yang dilakukan oleh nasabah yang mengajukan kredit KUR di tiga Bank Pelaksana sebelum dinyatakan gagal bayar. Frekuensi pembayaran kredit tersebut memiliki skala rasio, yaitu:
 - 1: jika nasabah hanya melakukan satu kali pembayaran kredit dan selanjutnya tidak melakukan pembayaran hingga 4 kali berturut-turut dan dinyatakan gagal bayar
 - 2: jika nasabah telah melakukan dua kali pembayaran kredit kemudian selanjutnya tidak melakukan pembayaran hingga 4 kali berturut-turut dan dinyatakan gagal bayar
 - .
 - .
 - .
 - 60: jika nasabah telah melakukan enam puluh kali pembayaran kredit kemudian selanjutnya tidak melakukan pembayaran hingga 4 kali berturut-turut dan dinyatakan gagal bayar
2. Variabel prediktor (X), terdiri dari variabel-variabel yang diduga berpengaruh terhadap variabel respon, meliputi:
 - a. Usia (X_1), menyatakan usia nasabah pada saat melakukan pengajuan kredit KUR. 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 nominal.
 - 0 : laki-laki
 - 1 : perempuan
 - c. Status perkawinan (X_3), menyatakan status perkawinan pada saat nasabah mengajukan permohonan kredit KUR. Variabel status perkawinan memiliki skala nominal.
 - 0 : belum menikah
 - 1 : menikah

- 2 : cerai
- d. Sektor usaha (X_4), menyatakan jenis usaha produktif yang sedang ditekuni dan ingin dikembangkan oleh nasabah saat mengajukan permohonan kredit KUR. Variabel sektor usaha memiliki skala nominal.
- 0 : sektor pertanian meliputi tanaman pangan, tanaman hortikultura, perkebunan dan peternakan
 - 1 : sektor perikanan meliputi penangkapan dan pembudidayaan
 - 2 : sektor industri pengolahan
 - 3 : sektor perdagangan meliputi seluruh usaha perdagangan termasuk kuliner dan pedagang eceran
 - 4 : sektor jasa meliputi seluruh jasa penyediaan akomodasi, transportasi, pergudangan, komunikasi, *real estate*, usaha persewaan dan seterusnya.
- e. Lama Usaha (X_5), menyatakan berapa lama nasabah telah menekuni usaha sejak usaha pertama didirikan hingga saat melakukan pengajuan kredit KUR. Variabel lama usaha memiliki skala rasio.
- f. Wilayah (X_6), menyatakan Kabupaten/Kota yang ditempati oleh nasabah sebagai tempat tinggal dan tempat menjalankan usahanya saat melakukan pengajuan kredit KUR. Variabel wilayah memiliki skala nominal.
- 0: Kabupaten Bojonegoro
 - 1: Kabupaten Lamongan
 - 2: Kabupaten Tuban
 - 3: Kabupaten Gresik
 - 4: Kabupaten Jombang
 - 5: Kota Mojokerto
 - 6: Kabupaten Sidoarjo
 - 7: Kota Surabaya
- g. Jumlah pinjaman (X_7), menyatakan besarnya pinjaman yang diajukan kepada pihak Bank Pelaksana saat melakukan pengajuan kredit KUR. Variabel jumlah pinjaman memiliki skala ordinal.

- 0 : $\leq 5.000.000$
- 1 : 5.000.001 – 15.000.000
- 2 : 15.000.001 – 25.000.000
- 3 : 25.000.001 – 100.000.000
- 4 : 100.000.001 – 200.000.000
- 5 : 200.000.001 – 300.000.000
- 6 : 300.000.001 – 400.000.000
- 7 : 400.000.001 – 500.000.000

h. Jangka waktu (X_8), menyatakan lamanya angsuran atau berapa kali nasabah wajib membayar kredit. Variabel jangka waktu memiliki skala ordinal.

- 0 : 1 – 12 bulan
- 1 : 13 – 24 bulan
- 2 : 25 – 36 bulan
- 3 : 37 – 48 bulan
- 4 : 49 – 60 bulan

i. Suku Bunga KUR (X_9), menyatakan suku bunga pinjaman yang berlaku saat melakukan pengajuan kredit dan berupa suku bunga efektif tahunan. Variabel suku bunga memiliki skala nominal.

- 0 : 12%, suku bunga tersebut berlaku saat nasabah mengajukan KUR pada tahun 2015
- 1 : 9%, suku bunga tersebut berlaku saat nasabah mengajukan KUR pada tahun 2016 hingga tahun 2017
- 2 : 7%, suku bunga tersebut berlaku saat nasabah mengajukan KUR pada tahun 2018.

Untuk pemodelan dengan *mixture geometric* dilakukan dengan meminjam variabel lain sebagai pemisah yaitu variabel jenis KUR. Variabel jenis KUR merupakan jenis kredit modal kerja yang diberikan kepada nasabah yang memiliki skala pengukuran numerik, bernilai 0 jika nasabah melakukan kredit dengan nilai maksimal 25 juta rupiah, bernilai 1 jika nasabah melakukan kredit dengan nilai antara lebih dari 25 juta sampai 500 juta rupiah. Struktur data untuk pemodelan *non-mixture* dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1, sedangkan struktur data untuk

pemodelan *mixture* disajikan pada Tabel 3.2 dimana variabel respon berupa frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar dan menyebabkan pengajuan klaim ke PT. Askrindo Cabang Surabaya.

Tabel 3.1 Struktur Data Penelitian Model *Non-Mixture*

Variabel Respon (Y)	Variabel Prediktor			
	X_1	X_2	...	X_9
Y_1	$x_{1,1}$	$x_{2,1}$...	$x_{9,1}$
Y_2	$x_{1,2}$	$x_{2,2}$...	$x_{9,2}$
...
Y_m	$x_{1,m}$	$x_{2,m}$...	$x_{9,m}$

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian Model *Mixture*

Jenis KUR	<i>Mixture</i> (Variabel Pemisah)	Observasi (Nasabah)	Variabel Respon (Y)	Variabel Prediktor			
				X_1	X_2	...	X_9
Mikro	0	N_{11}	Y_{11}	x_{111}	x_{211}	...	x_{911}
	0	N_{21}	Y_{21}	x_{121}	x_{221}	...	x_{921}

	0	N_{p1}	Y_{p1}	x_{1p1}	x_{2p1}	...	x_{9p1}
Ritel	1	N_{12}	Y_{12}	x_{112}	x_{212}	...	x_{912}
	1	N_{22}	Y_{22}	x_{122}	x_{222}	...	x_{922}

	1	N_{r2}	Y_{r2}	x_{1r2}	x_{2r2}	...	x_{9r2}

3.4 Langkah Analisis dan Diagram Alir Analisis Data

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

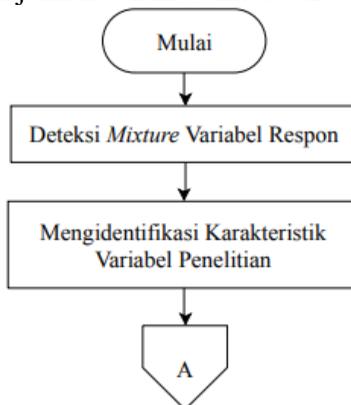
1. Melakukan pendeteksian *mixture distribution* pada variabel respon. Jika terdapat indikasi *mixture*, maka dilakukan pembagian data respon menjadi beberapa kategori yang disebut dengan variabel pemisah.

2. Mengidentifikasi karakteristik data frekuensi pembayaran KUR hingga dinyatakan gagal bayar berdasarkan variabel pemisah beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya.
3. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan nasabah KUR dari tiga Bank Pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrindo Cabang Surabaya secara *frequentist*.
 - a. Melakukan pemodelan *Geometric Regression* secara *frequentist* dengan keseluruhan data dan variabel. Kemudian melakukan pemodelan kembali hanya dengan variabel yang signifikan pada pemodelan pertama untuk mendapatkan model terbaik pada regresi geometri secara *frequentist*. Hasil estimasi parameter yang diperoleh akan digunakan sebagai *initial value* parameter pada model *Bayesian Geometric Regression*. Estimasi parameter model secara *frequentist* diperoleh melalui metode *Newton Raphson* sesuai pada persamaan (2.19).
 - b. Melakukan pemodelan *Mixture Geometric Regression* secara *frequentist* berdasarkan variabel pemisah. Sehingga dilakukan dua pemodelan, yaitu untuk KUR Mikro dan KUR Ritel. Kemudian melakukan pemodelan kembali hanya dengan variabel yang signifikan untuk kedua kategori pada pemodelan pertama, lalu hasil estimasi parameter yang diperoleh akan digunakan sebagai *initial value* parameter pada model *Bayesian Mixture Geometric Regression*.
4. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan nasabah KUR dari tiga Bank Pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrindo Cabang Surabaya dalam melakukan pembayaran kredit secara Bayesian.
 - a. Pemodelan *Bayesian Geometric Regression* dengan langkah sebagai berikut.
 - i. Dengan menerapkan *pseudo-prior*, maka hasil estimasi secara *frequentist* dijadikan nilai prior pada parameter estimasi Bayesian. Berdasarkan pemodelan *frequentist* didapatkan parameter *mean* dan *standard deviation*

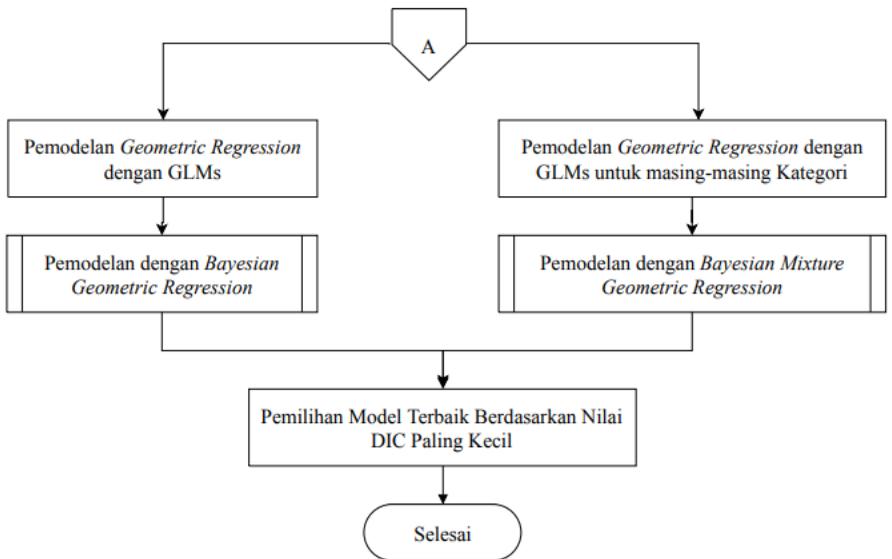
- untuk masing-masing parameter. Nilai tersebut dijadikan nilai prior pada estimasi Bayesian.
- ii. Melakukan simulasi model sebanyak M iterasi untuk mendapatkan nilai *thin* optimal. Simulasi yang dilakukan untuk memperoleh estimasi parameter dilakukan secara *full conditional* seperti yang telah dijelaskan dalam subbab 2.1.4. *Thin* optimal apabila model yang didapat tidak terdapat autokorelasi.
 - iii. Menentukan dan membuang B sampel pertama (*burn-in*) untuk menghindari pengaruh nilai awal.
 - iv. Melakukan cek model apakah sudah ergodik dan konvergen yaitu apabila telah memenuhi asumsi *irreducible*, *aperiodic*, serta *recurrent* berdasarkan plot *density* dan plot *series iteration*.
 - v. Melakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.
 - vi. Menginterpretasikan model yang diperoleh berdasarkan *odds ratio* dan nilai peluang dari model *Bayesian Geometric Regression* yang terbentuk.
- b. Pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression* dengan langkah sebagai berikut.
- i. Dengan menerapkan *pseudo-prior*, maka hasil estimasi secara *frequentist* dijadikan nilai prior pada parameter estimasi Bayesian. Berdasarkan pemodelan *frequentist* didapatkan parameter *mean* dan *standard deviation* untuk masing-masing parameter. Nilai tersebut dijadikan nilai prior pada estimasi Bayesian.
 - ii. Melakukan simulasi model sebanyak M iterasi untuk mendapatkan nilai *thin* optimal. Simulasi yang dilakukan untuk memperoleh estimasi parameter dilakukan secara *full conditional* seperti yang telah dijelaskan dalam subbab 2.1.4. *Thin* optimal apabila model yang didapat tidak terdapat autokorelasi.

- iii. Menentukan dan membuang B sampel pertama (*burn-in*) untuk menghindari pengaruh nilai awal.
 - iv. Melakukan cek model apakah sudah ergodik dan konvergen yaitu apabila telah memenuhi asumsi *irreducible*, *aperiodic*, serta *recurrent* berdasarkan plot *density* dan plot *series iteration*.
 - v. Melakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.
 - vi. Menginterpretasikan model yang diperoleh berdasarkan *odds ratio* dan nilai peluang dari model *Bayesian Mixture Geometric Regression* yang terbentuk.
7. Menghitung nilai *Deviance Information Criterion* (DIC) dengan persamaan (2.28) untuk masing-masing model yang terbentuk kemudian membandingkan kebaikan model yang diperoleh berdasarkan nilai DIC. Model dengan DIC paling kecil merupakan model terbaik.
8. Menarik kesimpulan dan saran berdasarkan hasil analisis pemodelan frekuensi pembayaran kredit nasabah KUR dari tiga Bank Pelaksana yang melakukan penjaminan di PT. Askrindo Cabang Surabaya.

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



Gambar 3.2 Diagram Alir



Gambar 3.2 Diagram Alir (Lanjutan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi analisis dan pembahasan tentang pemodelan faktor penyebab terjadinya klaim KUR di PT. Askrindo Cabang Surabaya ditinjau dari frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar. Pembahasan diawali dengan deskripsi mengenai karakteristik data nasabah yang gagal dalam melakukan pembayaran kredit KUR. Selanjutnya dilakukan pemodelan frekuensi pembayaran kredit KUR menggunakan metode *Bayesian Geometric Regression* dan *Bayesian Mixture Geometric Regression*. Hasil pemodelan dari kedua metode tersebut kemudian dibandingkan dan dipilih model yang terbaik dengan menggunakan kriteria *Deviance Information Criterion* (DIC). Pendeteksian *mixture distribution* menunjukkan bahwa terdapat dua distribusi geometri pada variabel respon dengan parameter yang berbeda. Pembagian variabel respon ke dalam dua kategori variabel pemisah dilakukan dengan meminjam variabel lain sebagai pemisah yaitu variabel jenis KUR sehingga diperoleh dua kategori ketahanan bayar nasabah berdasarkan jenis KUR yaitu KUR Mikro dan KUR Ritel dengan proporsi nasabah gagal bayar masing-masing kategori sebesar 0,811 dan 0,189.

4.1 Karakteristik Data Nasabah Gagal Bayar Kredit Usaha Rakyat (KUR)

Kegagalan nasabah dalam membayarkan kredit sampai 4 kali secara berturut turut dalam suatu tahap bayar hingga menyebabkan terjadinya klaim setelah pembayaran KUR ke- n adalah kejadian sukses pada distribusi geometri. Sebanyak 301 nasabah dinyatakan gagal bayar selama kurun waktu Januari 2017 sampai dengan Maret 2019. Rata-rata (\bar{y}) frekuensi pembayaran KUR hingga dinyatakan gagal bayar adalah 12,19934. Distribusi geometri memiliki nilai peluang sukses sebesar $1/\bar{y}$, sehingga peluang nasabah dinyatakan gagal bayar adalah sebesar 0,08197.

Dengan demikian peluang nasabah dinyatakan gagal bayar kredit pada pembayaran ke- n adalah sebagai berikut.

$$P(Y \leq y) = \sum_{y=1}^n (0,08197)(0,91803)^{y-1}$$

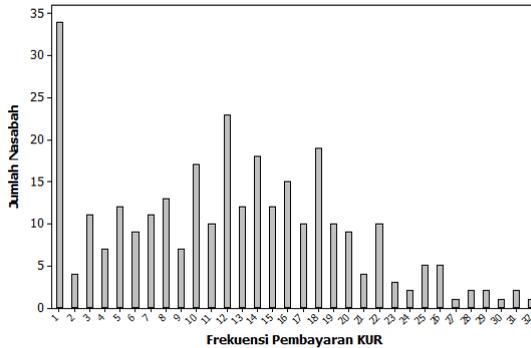
Apabila data frekuensi pembayaran KUR dipisah berdasarkan variabel jenis KUR, maka akan tampak terjadi perbedaan rata-rata frekuensi pembayaran dalam setiap kategori jenis KUR. Nasabah KUR Mikro (jenis KUR bernilai 0) yang dinyatakan gagal bayar dalam pembayaran kredit memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan hingga dinyatakan gagal bayar sebesar 11,29508 atau dengan peluang gagal bayar sebesar 0,08853. Sementara itu, nasabah KUR Ritel (jenis KUR bernilai 1) yang dinyatakan gagal bayar dalam pembayaran kredit memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan hingga dinyatakan gagal bayar sebesar 16,07018 atau dengan peluang gagal bayar sebesar 0,06223. Dengan demikian maka peluang nasabah gagal bayar berdasarkan jenis KUR adalah sebagai berikut.

$$P(Y \leq y) = \begin{cases} \sum_{y=1}^n (0,08853)(0,91147)^{y-1}, & \text{jika jenis KUR Mikro} \\ \sum_{y=1}^n (0,06223)(0,93777)^{y-1}, & \text{jika jenis KUR Ritel} \end{cases}$$

Nasabah KUR Ritel (jenis KUR bernilai 1) memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit lebih besar dibandingkan dengan nasabah KUR Mikro (jenis KUR bernilai 0), sehingga peluang nasabah KUR Ritel untuk gagal bayar lebih kecil dibandingkan dengan nasabah KUR Mikro.

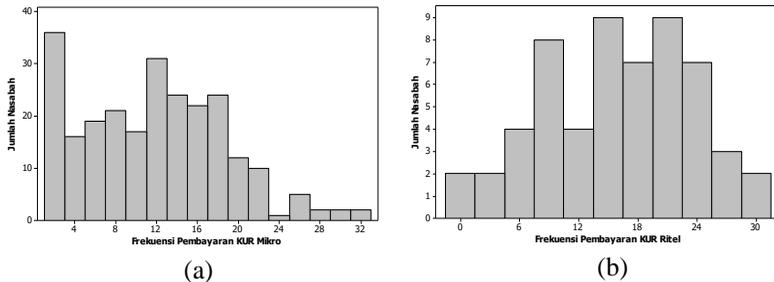
Pola frekuensi pembayaran kredit yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar ditunjukkan oleh Gambar 4.1 dimana berdasarkan grafik tersebut diperoleh informasi bahwa jumlah kasus gagal bayar oleh nasabah KUR yang paling banyak terjadi adalah pada 1 kali pembayaran kredit dengan jumlah kasus sebanyak 34 nasabah. Kasus yang tidak begitu banyak terjadi adalah pada frekuensi pembayaran kredit diatas 29 kali pembayaran.

Keragaman data frekuensi pembayaran KUR sebesar 55,127, hal tersebut dapat disebabkan karena adanya kesenjangan jumlah pembayaran yang dilakukan oleh setiap nasabah.



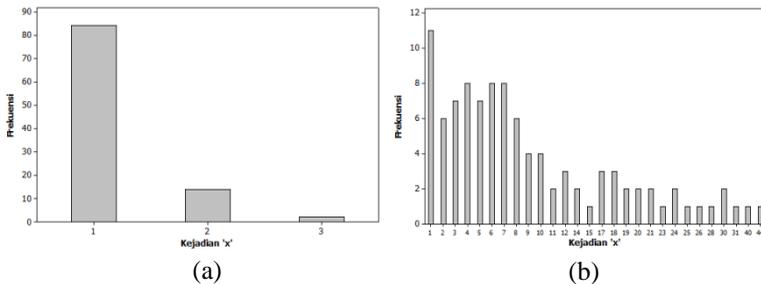
Gambar 4.1 Pola Frekuensi Pembayaran KUR Nasabah Gagal Bayar

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa sebagian besar nasabah gagal bayar hanya melakukan pembayaran kredit sebanyak 1 kali yaitu sebanyak 34 nasabah. Jika dipilah berdasarkan variabel jenis KUR (terdiri atas KUR Mikro dan KUR Ritel), maka distribusi frekuensi pembayaran KUR ditampilkan pada Gambar 4.2. Terlihat bahwa ketahanan bayar dari nasabah KUR Mikro (lihat Gambar 4.2 (a)) cenderung lebih rendah dibandingkan dengan ketahanan bayar nasabah KUR Ritel (Gambar 4.2 (b)).



Gambar 4.2 Pola Frekuensi Pembayaran KUR dengan Variabel Pemisah Jenis KUR (a) KUR Mikro (b) KUR Ritel

Frekuensi pembayaran KUR hingga dinyatakan gagal bayar, secara teori memiliki distribusi geometri dimana nilai perulangan paling sedikit bernilai 1 (tidak mungkin bernilai nol atau negatif). Distribusi geometri menerapkan konsep peluang terjadinya sukses yang pertama setelah beberapa kali percobaan. Gambar 4.3 (a) dan 4.3 (b) menunjukkan simulasi data yang berdistribusi geometri pada peluang 0,9 dan 0,1 dengan jumlah kasus setiap peluang sebanyak 100 kasus.

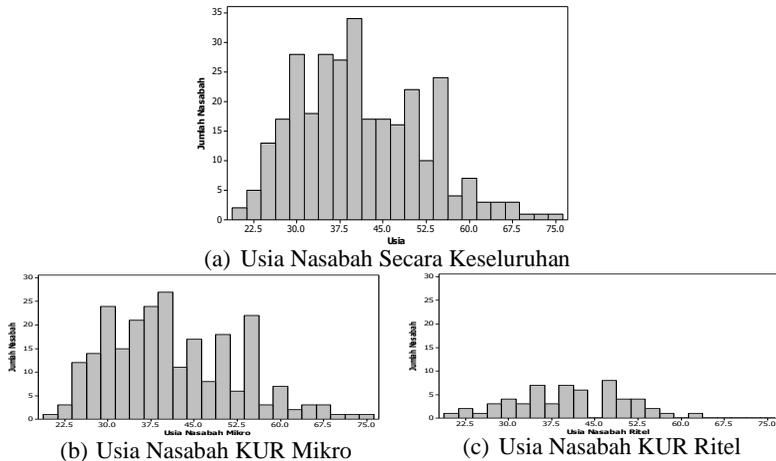


Gambar 4.3 Simulasi Data Berdistribusi Geometri (a) $p=0,9$ (b) $p=0,1$

Kejadian 'x' pada Gambar 4.3 merupakan kejadian sukses pada distribusi geometri dengan peluang p . Berdasarkan pola data simulasi seperti pada Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa semakin besar nilai p , maka semakin kecil kejadian 'x'. pada saat nilai $p=0,9$ diperoleh nilai maksimal kejadian 'x' adalah 3, sedangkan pada saat nilai $p=0,1$ diperoleh nilai maksimal kejadian 'x' adalah 44. Dengan demikian maka semakin kecil nilai probabilitas suksesnya maka semakin banyak kejadian 'x' yang terjadi, yang berarti bahwa semakin kecil nilai parameter p , maka semakin lama untuk mendapatkan kejadian sukses yang pertama. Sebaliknya, semakin besar nilai parameter p , maka semakin cepat untuk mendapatkan kejadian sukses yang pertama. Apabila konsep tersebut diterapkan pada frekuensi pembayaran kredit oleh nasabah gagal bayar dengan memilah berdasarkan variabel jenis KUR maka diperoleh perbedaan pola data pada setiap kategori jenis KUR tidak terlalu signifikan karena peluang atau nilai pa-

parameter p pada setiap kategori jenis KUR tidak berbeda jauh seperti yang terlihat pada Gambar 4.2 .

Karakteristik usia nasabah KUR yang gagal bayar sehingga menyebabkan klaim KUR di PT. Askrindo Cabang Surabaya ditunjukkan oleh Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Karakteristik Nasabah KUR yang Gagal Bayar

Sebaran usia nasabah KUR yang gagal bayar secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 4.4 (a) dimana nasabah KUR yang gagal bayar paling banyak pada kisaran usia 39 tahun sampai 41 tahun, sementara itu nasabah KUR yang gagal bayar dibawah usia 22 tahun dan diatas 70 tahun jarang dijumpai. Jika dipilah berdasarkan jenis KUR, usia nasabah KUR Mikro yang gagal bayar paling banyak dijumpai pada kisaran usia antara 39 tahun sampai 41 tahun yang ditunjukkan oleh Gambar 4.4 (b). Dengan demikian maka pada usia sekitar 39 sampai dengan 41 tahun adalah usia nasabah KUR yang rentan gagal bayar. Sedangkan usia nasabah KUR Ritel yang gagal bayar (lihat Gambar 4.4 (b) paling banyak pada kisaran usia 47 sampai 49 tahun. Penyajian statistika deskriptif usia nasabah yang gagal bayar ditunjukkan oleh Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Ukuran Statistik Usia Nasabah KUR yang Gagal Bayar

Statistika Deskriptif	Seluruh Data	Jenis KUR	
		Mikro	Ritel
Rata-rata	41,106	41,279	40,37
Varians	118,702	124,613	94,49
Minimum	19	20	19
Maksimum	76	76	62

Rata-rata usia nasabah KUR yang gagal bayar baik secara keseluruhan maupun pada nasabah KUR Mikro adalah 41 tahun. sementara rata-rata usia nasabah KUR Ritel adalah 40 tahun. Usia nasabah yang mengajukan KUR berkisar antara 19 hingga 76 tahun dengan keragaman usia nasabah KUR yang paling besar terdapat pada nasabah yang melakukan kredit KUR Mikro yaitu sebesar 124,613 karena dapat dilihat bahwa rentang dan juga sebaran data usia nasabah (Gambar 4.4 (b)) yang mengajukan KUR Mikro lebih lebar dibandingkan dengan nasabah KUR Ritel yaitu antara 20 hingga 76 tahun. Selanjutnya, karakteristik nasabah KUR yang dinyatakan gagal bayar berdasarkan jenis kelamin yang ditampilkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Crosstabulation Jenis Kelamin dan Jenis KUR

Jenis Kelamin	Jenis KUR		Total
	Mikro	Ritel	
Laki-laki	141	30	171
Perempuan	103	27	130
Total	244	57	301

Tabel 4.2 memberikan informasi bahwa nasabah yang dinyatakan gagal dalam melakukan pembayaran KUR baik untuk jenis KUR Mikro maupun Ritel didominasi oleh nasabah laki-laki, akan tetapi pada jenis KUR Ritel selisih jumlah antara nasabah laki-laki dan nasabah wanita sangat kecil yaitu 3 nasabah.

Karakteristik nasabah KUR yang dinyatakan gagal bayar berdasarkan status perkawinan dan jenis KUR ditampilkan pada Tabel 4.3 dimana pada Tabel 4.3 memberikan informasi bahwa mayoritas nasabah KUR yang dinyatakan gagal bayar pada saat melakukan pengajuan KUR memiliki status perkawinan menikah.

Apabila dipilah berdasarkan variabel jenis KUR, status perkawinan pada masing-masing kategori jenis KUR relatif sama yaitu didominasi oleh nasabah yang memiliki status menikah. Sementara itu, nasabah yang memiliki status belum menikah saat melakukan pengajuan KUR sebanyak 42 nasabah dan terdapat 8 nasabah yang memiliki status perkawinan cerai dari 301 nasabah.

Tabel 4.3 *Crosstabulation* Status Perkawinan dan Jenis KUR

Status Perkawinan	Jenis KUR		Total
	Mikro	Ritel	
Belum Menikah	33	9	42
Menikah	204	47	251
Cerai	7	1	8
Total	244	57	301

Selanjutnya adalah karakteristik data sektor usaha yang dimiliki oleh nasabah saat mengajukan KUR berdasarkan variabel jenis KUR ditampilkan melalui Tabel 4.4.

Tabel 4.4 *Crosstabulation* Sektor Usaha dan Jenis KUR

Sektor Usaha	Jenis KUR		Total
	Mikro	Ritel	
Pertanian	41	2	43
Perikanan	3	1	4
Industri Pengolahan	11	4	15
Perdagangan	170	44	214
Jasa	19	6	25
Total	244	57	301

Secara keseluruhan diketahui bahwa nasabah KUR dengan sektor usaha perdagangan adalah sektor usaha yang paling banyak dinyatakan gagal bayar yaitu sebanyak 214 nasabah, sedangkan sektor usaha yang paling sedikit dinyatakan gagal bayar adalah sektor usaha perikanan yaitu sebanyak 4 nasabah. Jika dipilah berdasarkan variabel jenis KUR, sektor usaha perdagangan juga merupakan sektor usaha yang paling banyak dimiliki oleh nasabah gagal bayar saat melakukan pengajuan KUR.

Penyajian statistika deskriptif lama usaha nasabah yang dinyatakan gagal bayar saat melakukan pengajuan KUR ditunjukkan oleh Tabel 4.5. Rata-rata lama usaha nasabah secara keseluruhan saat melakukan pengajuan KUR adalah 6 tahun, sedangkan apabila dipilah berdasarkan variabel jenis KUR diperoleh hasil bahwa rata-rata usaha yang dimiliki nasabah KUR Mikro saat melakukan pengajuan KUR adalah 6 tahun dan untuk nasabah KUR Ritel adalah 7 tahun. Rentang lama usaha yang dimiliki oleh nasabah KUR Mikro yang dinyatakan gagal bayar adalah antara 1 sampai 23 tahun dimana lama usaha yang paling lama adalah usaha di sektor pertanian, sedangkan untuk nasabah KUR Ritel adalah 1 sampai 16 tahun.

Tabel 4.5 Ukuran Statistik Lama Usaha dari Nasabah KUR yang Gagal Bayar

Statistika Deskriptif	Seluruh Data	Jenis KUR	
		Mikro	Ritel
Rata-rata	6,460	6,311	7,088
Varians	19,836	20,882	15,153
Minimum	1	1	1
Maksimum	23	23	16

Nasabah KUR yang dinyatakan gagal bayar dan bisa mengajukan klaim di PT. Askrindo Cabang Surabaya adalah nasabah yang mengajukan pinjaman KUR di 8 Kabupaten/Kota di Jawa Timur. Tabel 4.6 menyajikan karakteristik data wilayah tempat usaha dan wilayah asal Bank yang memberikan pinjaman pada nasabah KUR berdasarkan variabel jenis KUR.

Tabel 4.6 Crosstabulation Wilayah Usaha dan Jenis KUR

Wilayah	Jenis KUR		Total
	Mikro	Ritel	
Kabupaten Bojonegoro	43	23	66
Kabupaten Lamongan	20	1	21
Kabupaten Tuban	9	5	14
Kabupaten Gresik	11	1	12
Kabupaten Jombang	5	2	7
Kota Mojokerto	9	9	18
Kabupaten Sidoarjo	11	3	14
Kota Surabaya	136	13	149

Nasabah KUR yang paling banyak dinyatakan gagal bayar merupakan nasabah yang bertempat tinggal serta memiliki tempat usaha di Kota Surabaya, seperti pada Tabel 4.6 terlihat bahwa hampir 50% nasabah KUR yang dinyatakan gagal bayar adalah nasabah yang bertempat tinggal serta memiliki tempat usaha di Kota Surabaya, kemudian di urutan kedua adalah nasabah KUR yang bertempat tinggal serta memiliki tempat usaha di Kabupaten Bojonegoro yaitu sekitar 25% dari total keseluruhan nasabah. Sementara nasabah KUR yang paling sedikit dinyatakan gagal bayar adalah nasabah KUR yang bertempat tinggal serta memiliki tempat usaha di Kabupaten Jombang yaitu sebanyak 7 nasabah.

Selanjutnya adalah karakteristik data mengenai nasabah KUR yang gagal bayar berdasarkan jumlah pinjaman dan jenis KUR yang ditampilkan pada Tabel 4.7. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa untuk jenis KUR Mikro jumlah maksimal pinjaman adalah Rp 25.000.000 sedangkan untuk jenis KUR Ritel adalah Rp 500.000.000.

Tabel 4.7 *Crosstabulation* Jumlah Pinjaman dan Jenis KUR

Jumlah Pinjaman	Jenis KUR		Total
	Mikro	Ritel	
≤ 5.000.000	140	0	140
5.000.000 - 15.000.000	55	0	55
15.000.001 - 25.000.000	49	0	49
25.000.000 - 100.000.000	0	36	36
100.000.001 - 200.000.000	0	6	6
200.000.001 - 300.000.000	0	1	1
300.000.001 - 400.000.000	0	2	2
400.000.001 - 500.000.000	0	12	12
Total	244	57	301

Tabel 4.7 memberikan informasi bahwa secara keseluruhan jumlah pinjaman yang paling banyak dilakukan oleh nasabah KUR adalah pinjaman sebesar ≤ 5.000.000, sedangkan pinjaman yang paling sedikit dilakukan oleh nasabah adalah pinjaman sejumlah Rp 200.000.001 hingga Rp 300.000.000. Apabila dipilah berdasarkan jenis KUR, diketahui bahwa sebagian besar

nasabah KUR Mikro melakukan pinjaman sebesar $\leq 5.000.000$, sementara itu jumlah pinjaman yang paling banyak dilakukan oleh nasabah KUR Ritel adalah pinjaman antara Rp 25.000.000 hingga Rp 100.000.000.

Karakteristik data jangka waktu atau lama angsuran nasabah yang dinyatakan gagal dalam melakukan pembayaran kredit berdasarkan variabel jenis KUR dapat dilihat melalui Tabel 4.8. KUR Mikro memiliki kebijakan yaitu maksimal angsuran dilakukan selama 36 bulan sedangkan untuk KUR Ritel hingga 60 bulan atau setara dengan 5 tahun. Tabel 4.8 memberikan informasi bahwa sebanyak 147 dari 301 nasabah yang melakukan pinjaman KUR Mikro dinyatakan gagal bayar dengan jangka waktu pinjaman antara 0 – 12 bulan. Sementara itu, banyaknya nasabah KUR Mikro yang dinyatakan gagal bayar paling sedikit adalah pinjaman pada jangka waktu antara 25-36 bulan, yaitu 4 nasabah dari 244 nasabah KUR Mikro. Sebaliknya, tidak ada nasabah KUR Ritel yang melakukan pinjaman KUR dengan jangka waktu antara 0 – 12 bulan, akan tetapi sebagian besar dari nasabah KUR Ritel melakukan pinjaman dengan jangka waktu antara 25 – 36 bulan.

Tabel 4.8 *Crosstabulation* Jangka Waktu dan Jenis KUR

Jangka Waktu	Jenis KUR		Total
	Mikro	Ritel	
0 - 12 Bulan	147	0	147
13 - 24 Bulan	93	9	102
25 - 36 Bulan	4	31	35
37 - 48 Bulan	0	14	14
49 - 60 Bulan	0	3	3
Total	244	57	301

Suku bunga yang diterapkan dalam pinjaman KUR memiliki berbeda setiap tahunnya, dimana apabila nasabah mengajukan pinjaman pada tahun 2015 maka suku bunga dari pinjaman sebesar 12%, apabila pinjaman dilakukan pada tahun 2016 dan 2017 maka suku bunga pinjaman adalah 9%, dan apabila pinjaman dilakukan pada tahun 2018 maka suku bunga pin-

jaman adalah 7%. Berikut adalah karakteristik data suku bunga pinjaman berdasarkan variabel jenis KUR.

Tabel 4.9 *Crosstabulation* Suku Bunga dan Jenis KUR

Suku Bunga	Jenis KUR		Total
	Mikro	Ritel	
12%	11	7	18
9%	178	48	226
7%	55	2	57

Berdasarkan Tabel 4.9 diperoleh informasi bahwa sebagian besar nasabah KUR Mikro maupun Ritel yang dinyatakan gagal dalam tahap pembayaran adalah nasabah yang dikenai kebijakan suku bunga sebesar 9% yaitu sebanyak 178 nasabah KUR Mikro dari 244 nasabah dan 48 nasabah KUR Ritel dari 57 nasabah. Sedangkan nasabah KUR yang paling sedikit dinyatakan gagal bayar adalah nasabah dengan suku bunga sebesar 12%.

4.2 Pemodelan Frekuensi Pembayaran KUR

Sebelum dilakukan pemodelan dengan dengan Bayesian, terlebih dahulu dilakukan pemodelan dengan menggunakan metode *frequentist* yaitu *Maximum Likelihood* untuk mendapatkan *initial value prior* pada metode Bayesian. Pemodelan regresi geometri dengan metode *Maximum Likelihood* dengan aplikasi R tidak tersedia, sehingga pemodelan dilakukan dengan pendekatan distribusi negatif binomial dengan parameter dispersi bernilai satu. Iterasi dalam program R merupakan iterasi *Newton Raphson* dan diperoleh model regresi seperti pada persamaan (2.13). Estimasi parameter pemodelan frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan nasabah hingga dinyatakan gagal bayar untuk regresi geometri ditunjukkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Hasil Estimasi Parameter *Geometric Regression* dengan Pendekatan iterasi *Newton Raphson*

Parameter	Estimasi	SE	Nilai t	Pr(> t)
Konstan	2,850	0,243	11,717	0,000
Usia	0,001	0,003	0,349	0,727
Jenis Kelamin (1)	-0,060	0,062	-0,959	0,338
Status Perkawinan (1)	-0,125	0,089	-1,396	0,164

Tabel 4.10 Hasil Estimasi Parameter *Geometric Regression* dengan Pendekatan iterasi *Newton Raphson* (Lanjutan)

Parameter	Estimasi	SE	Nilai t	Pr(> t)
Status Perkawinan (2)	-0,198	0,212	-0,933	0,352
Sektor Usaha (1)	0,170	0,284	0,600	0,549
Sektor Usaha (2)	0,256	0,172	1,490	0,137
Sektor Usaha (3)	0,407	0,122	3,333	0,001
Sektor Usaha (4)	0,279	0,156	1,789	0,075
Lama Usaha	-0,011	0,007	-1,502	0,134
Wilayah (1)	-0,682	0,156	-4,364	0,000
Wilayah (2)	-0,126	0,147	-0,857	0,392
Wilayah (3)	-0,505	0,202	-2,497	0,013
Wilayah (4)	-0,281	0,216	-1,297	0,196
Wilayah (5)	-0,230	0,147	-1,568	0,118
Wilayah (6)	-0,361	0,153	-2,360	0,019
Wilayah (7)	-0,094	0,111	-0,845	0,399
Jumlah Pinjaman (1)	-0,307	0,146	-2,108	0,036
Jumlah Pinjaman (2)	-0,180	0,155	-1,163	0,246
Jumlah Pinjaman (3)	-0,441	0,201	-2,196	0,029
Jumlah Pinjaman (4)	-0,101	0,309	-0,328	0,743
Jumlah Pinjaman (5)	0,387	0,584	0,663	0,508
Jumlah Pinjaman (6)	-0,215	0,428	-0,501	0,616
Jumlah Pinjaman (7)	-0,343	0,292	-1,173	0,242
Jangka Waktu (1)	0,233	0,155	1,500	0,135
Jangka Waktu (2)	0,583	0,213	2,730	0,007
Jangka Waktu (3)	0,530	0,292	1,815	0,071
Jangka Waktu (4)	0,951	0,376	2,527	0,012
Suku Bunga (1)	-0,349	0,130	-2,695	0,007
Suku Bunga (2)	-1,573	0,162	-9,716	0,000

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi sebesar 5%, diperoleh variabel yang berpengaruh signifikan terhadap frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar adalah sektor usaha (X_4), wilayah (X_6), jumlah pinjaman (X_7), jangka waktu (X_8), dan suku bunga (X_9). Sebelum dilanjutkan untuk melakukan analisis regresi dengan metode estimasi Bayesian, diperlukan pemodelan dengan pendekatan iterasi *Newton Raphson* kembali dengan variabel-

variabel yang berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi 5% untuk mendapatkan model terbaik pada regresi geometri dan hasil estimasi digunakan sebagai *pseudo prior* pada saat pemodelan dengan pendekatan Bayesian yang akan dibahas pada subbab 4.2.1. Selanjutnya, estimasi parameter pemodelan frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan nasabah hingga dinyatakan gagal bayar untuk masing-masing jenis KUR ditunjukkan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Estimasi Parameter *Geometric Mixture Regression* dengan Pendekatan Iterasi *Newton Raphson*

Kategori	Parameter	Estimasi	SE	Nilai t	Pr(> t)
Mikro	Konstan	2,983	0,285	10,481	<2e-16
	Usia	-0,002	0,003	-0,649	0,517
	Jenis Kelamin (1)	0,017	0,071	0,242	0,809
	Status Perkawinan (1)	-0,011	0,100	-0,108	0,914
	Status Perkawinan (2)	-0,069	0,231	-0,300	0,765
	Sektor Usaha (1)	-0,037	0,333	-0,111	0,912
	Sektor Usaha (2)	0,217	0,192	1,129	0,260
	Sektor Usaha (3)	0,283	0,132	2,148	0,033
	Sektor Usaha (4)	0,187	0,170	1,100	0,272
	Lama Usaha	-0,012	0,008	-1,455	0,147
	Wilayah (1)	-0,708	0,168	-4,211	0,000
	Wilayah (2)	-0,099	0,187	-0,531	0,596
	Wilayah (3)	-0,462	0,217	-2,127	0,035
	Wilayah (4)	-0,372	0,258	-1,442	0,151
	Wilayah (5)	0,073	0,197	0,372	0,710
	Wilayah (6)	-0,324	0,170	-1,914	0,057
	Wilayah (7)	0,015	0,133	0,111	0,911
	Jumlah Pinjaman (1)	-0,357	0,150	-2,372	0,019
	Jumlah Pinjaman (2)	-0,266	0,159	-1,673	0,096
	Jangka Waktu (1)	0,359	0,162	2,212	0,028
Jangka Waktu (2)	0,600	0,316	1,902	0,059	
Suku Bunga (1)	-0,467	0,153	-3,062	0,002	
Suku Bunga (2)	-1,734	0,182	-9,538	<2e-16	
Ritel	Konstan	2,380	0,705	3,375	0,002
	Usia	0,016	0,010	1,644	0,110
	Jenis Kelamin (1)	-0,207	0,177	-1,172	0,250
	Status Perkawinan (1)	-0,423	0,284	-1,489	0,147

Tabel 4.11 Hasil Estimasi Parameter *Geometric Mixture Regression* dengan Pendekatan Iterasi *Newton Raphson* (Lanjutan)

Kategori	Parameter	Estimasi	SE	Nilai t	Pr(> t)
	Status Perkawinan (2)	0,331	0,791	0,419	0,678
	Sektor Usaha (1)	0,187	0,749	0,250	0,804
	Sektor Usaha (2)	-0,178	0,637	-0,279	0,782
	Sektor Usaha (3)	0,210	0,513	0,409	0,685
	Sektor Usaha (4)	-0,069	0,573	-0,120	0,906
	Lama Usaha	-0,002	0,028	-0,077	0,939
	Wilayah (1)	0,198	0,632	0,314	0,756
	Wilayah (2)	-0,054	0,301	-0,179	0,859
	Wilayah (3)	-0,220	0,809	-0,272	0,787
	Wilayah (4)	0,102	0,642	0,159	0,875
	Wilayah (5)	-0,776	0,284	-2,730	0,010
	Wilayah (6)	-0,082	0,489	-0,168	0,868
	Wilayah (7)	-0,045	0,261	-0,174	0,863
	Jumlah Pinjaman (4)	0,132	0,352	0,376	0,710
	Jumlah Pinjaman (5)	0,381	0,929	0,411	0,684
	Jumlah Pinjaman (6)	0,695	0,543	1,281	0,210
	Jumlah Pinjaman (7)	0,013	0,353	0,038	0,970
	Jangka Waktu (2)	0,291	0,268	1,087	0,285
	Jangka Waktu (3)	0,036	0,398	0,091	0,928
	Jangka Waktu (4)	0,832	0,477	1,745	0,091
	Suku Bunga (1)	-0,151	0,399	-0,379	0,707
	Suku Bunga (2)	-0,378	0,636	-0,594	0,557

Tabel 4.11 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi sebesar 5%, diperoleh variabel yang berpengaruh signifikan terhadap frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan oleh nasabah KUR Mikro hingga dinyatakan gagal bayar adalah sektor usaha (X_4), wilayah (X_6), jumlah pinjaman (X_7), jangka waktu (X_8), dan suku bunga (X_9). Sedangkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan oleh nasabah KUR Ritel hingga dinyatakan gagal bayar adalah wilayah (X_6). Sebelum dilanjutkan untuk melakukan analisis regresi dengan metode estimasi Bayesian, diperlukan pemodelan dengan Pendekatan Iterasi *Newton Raphson* kembali dengan variabel-variabel yang berpengaruh signifikan pada taraf

signifikansi 5% untuk mendapatkan model terbaik pada regresi geometri untuk masing-masing jenis KUR dan hasil estimasi digunakan sebagai *pseudo prior* pada saat pemodelan dengan pendekatan Bayesian yang akan dibahas pada subbab 4.2.2.

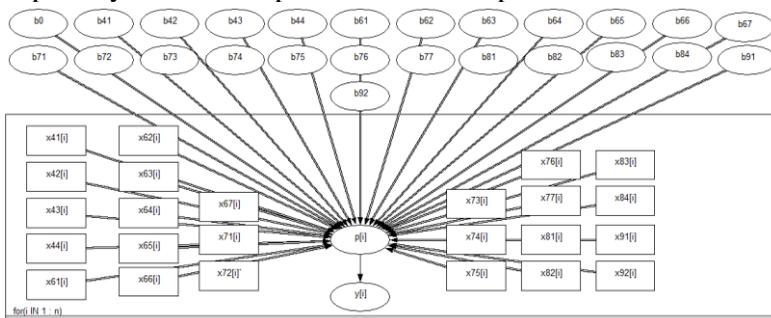
4.2.1 Pemodelan *Bayesian Geometric*

Hasil estimasi parameter untuk *geometric regression* menggunakan pendekatan iterasi *Newton Raphson* dengan variabel-variabel yang berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi 5% ditunjukkan melalui Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Hasil Estimasi Parameter Model Terbaik untuk *Geometric Regression* dengan Pendekatan Iterasi *Newton Raphson*

Parameter	Estimasi	SE	Nilai t	Pr(> t)
Konstan	2,730	0,207	13,165	0,000
Sektor Usaha (1)	0,102	0,277	0,366	0,714
Sektor Usaha (2)	0,271	0,171	1,588	0,113
Sektor Usaha (3)	0,381	0,118	3,229	0,001
Sektor Usaha (4)	0,250	0,151	1,658	0,098
Wilayah (1)	-0,662	0,152	-4,367	0,000
Wilayah (2)	-0,150	0,146	-1,027	0,306
Wilayah (3)	-0,592	0,194	-3,052	0,002
Wilayah (4)	-0,303	0,213	-1,418	0,157
Wilayah (5)	-0,223	0,145	-1,541	0,125
Wilayah (6)	-0,345	0,152	-2,264	0,024
Wilayah (7)	-0,096	0,110	-0,866	0,387
Jumlah Pinjaman (1)	-0,301	0,144	-2,096	0,037
Jumlah Pinjaman (2)	-0,172	0,153	-1,127	0,261
Jumlah Pinjaman (3)	-0,417	0,199	-2,090	0,038
Jumlah Pinjaman (4)	-0,118	0,306	-0,387	0,699
Jumlah Pinjaman (5)	0,385	0,578	0,666	0,506
Jumlah Pinjaman (6)	-0,166	0,425	-0,391	0,696
Jumlah Pinjaman (7)	-0,327	0,290	-1,125	0,261
Jangka Waktu (1)	0,211	0,154	1,366	0,173
Jangka Waktu (2)	0,544	0,211	2,578	0,010
Jangka Waktu (3)	0,531	0,291	1,826	0,069
Jangka Waktu (4)	0,892	0,373	2,389	0,018
Suku Bunga (1)	-0,356	0,128	-2,783	0,006
Suku Bunga (2)	-1,583	0,160	-9,910	0,000

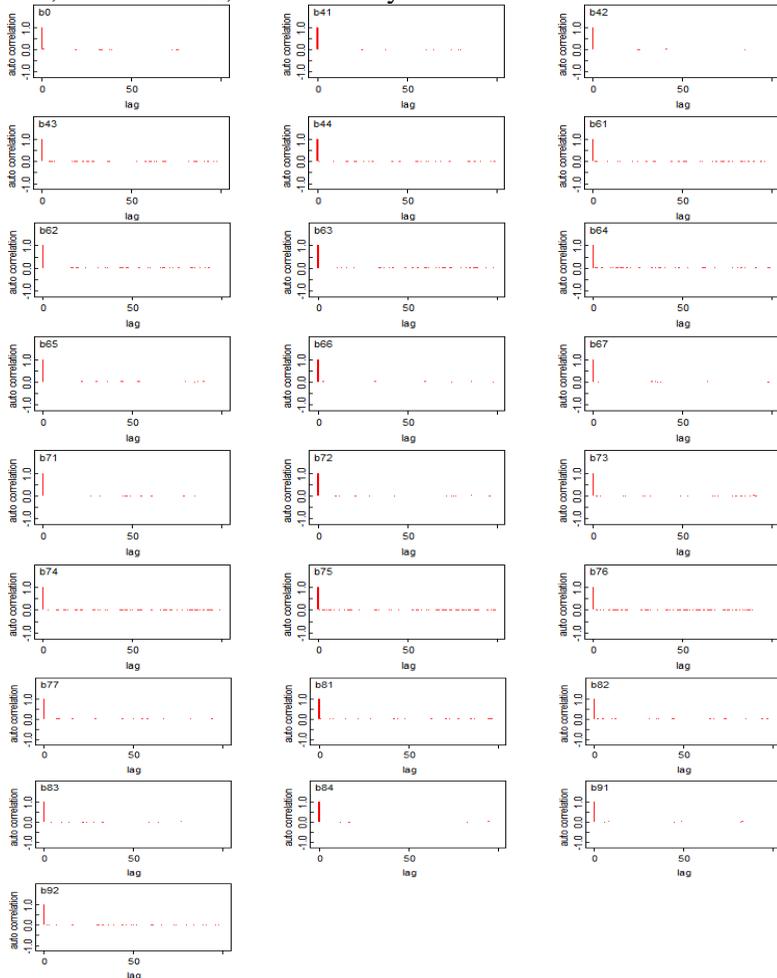
Hasil estimasi parameter yang ditunjukkan dalam Tabel 4.12 akan digunakan sebagai *pseudo prior* pada *geometric regression* dengan pendekatan Bayesian. Bentuk *doodle* dari *Bayesian Geometric Regression* untuk pemodelan frekuensi pembayaran KUR disajikan pada Gambar 4.5 dengan *syntax* yang digunakan ditunjukkan dalam Lampiran 3. Setelah menyusun *doodle* beserta *syntax*, kemudian dilanjutkan dengan simulasi model hingga mendapatkan *thin* yang optimal sehingga model regresi yang didapatkan tidak mengandung autokorelasi. *Thin* merupakan kelipatan pengambilan iterasi hingga jumlah sampel iterasi yang diinginkan (*update*) terpenuhi. Misalkan jumlah sampel iterasi yang diinginkan adalah 10.000 dengan nilai *thin* adalah 100, maka akan dilakukan iterasi sebanyak 1.000.000 dengan pengambilan sampel yaitu pada iterasi ke-0, iterasi ke-100, iterasi ke-200, sampai iterasi ke-1.000.000. Oleh karena itu, semakin besar nilai *thin* yang digunakan maka semakin besar pula jumlah iterasi karena banyaknya iterasi yang dilakukan merupakan perkalian antara nilai *thin* dengan jumlah sampel iterasi yang diinginkan sehingga menyebabkan semakin banyak waktu yang dibutuhkan dalam *running* program. Simulasi untuk memperoleh nilai *thin* terbaik dimulai dari 1, 10, 20, ..., 50, 100 sampai 500, namun dalam pemodelan *Bayesian Geometric Regression* untuk frekuensi pembayaran KUR diperoleh nilai *thin* optimal adalah 100.



Gambar 4.5 Doodle Bayesian Geometric Regression

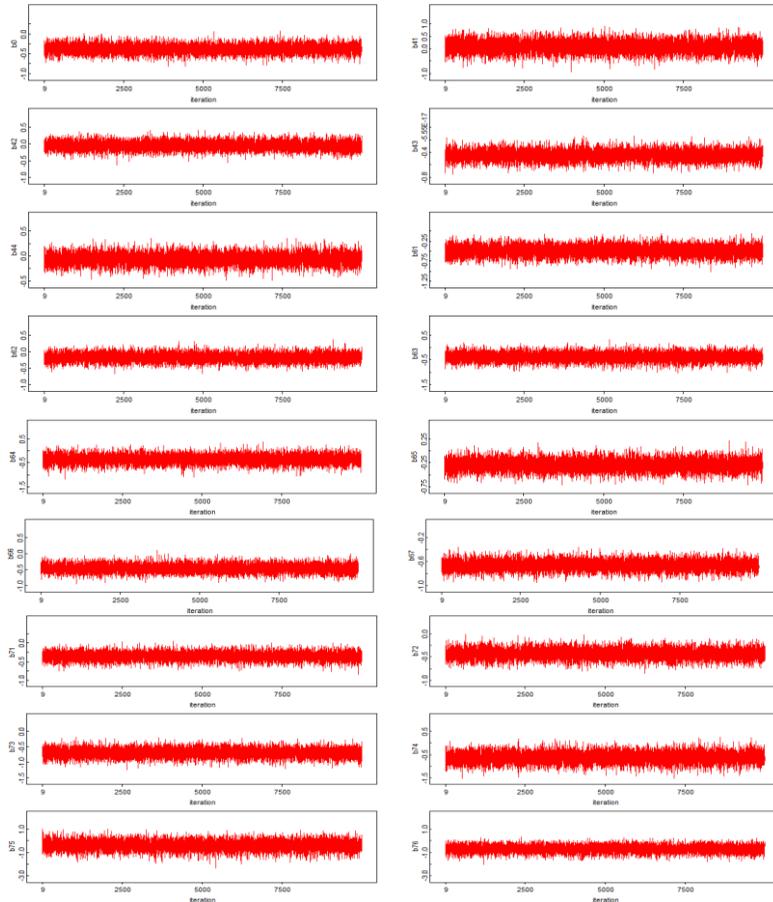
Plot *autocorrelation function* dengan menggunakan nilai *thin* sebesar 100 dengan iterasi sebanyak 10.000 untuk model

Bayesian Geometric Regression ditunjukkan oleh Gambar 4.6. Artinya, dilakukan iterasi sebanyak 1.000.000 kali dengan pengambilan sampel iterasi dilakukan pada iterasi ke-0, iterasi ke-100, iterasi ke-200, dan seterusnya.

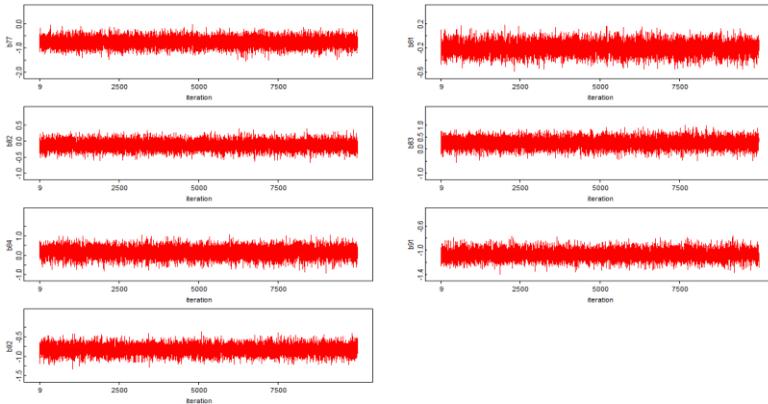


Gambar 4.6 Plot ACF *Thin* 100 pada Model *Bayesian Geometric Regression*
 Plot autocorrelation function (ACF) untuk model *Bayesian Geometric Regression* yang ditampilkan pada Gambar 4.6 menun-

jukkan bahwa plot ACF hanya signifikan pada lag 0 yang artinya tidak terdapat autokorelasi pada masing-masing parameter. Sementara itu, Gambar 4.7 adalah plot iterasi parameter dalam model *Bayesian Geometric Regression*. Plot iterasi parameter dapat menunjukkan sifat dari hasil iterasi MCMC apakah telah *ergodic* atau tidak.



Gambar 4.7 Plot Iterasi Parameter pada *Bayesian Geometric Regression*

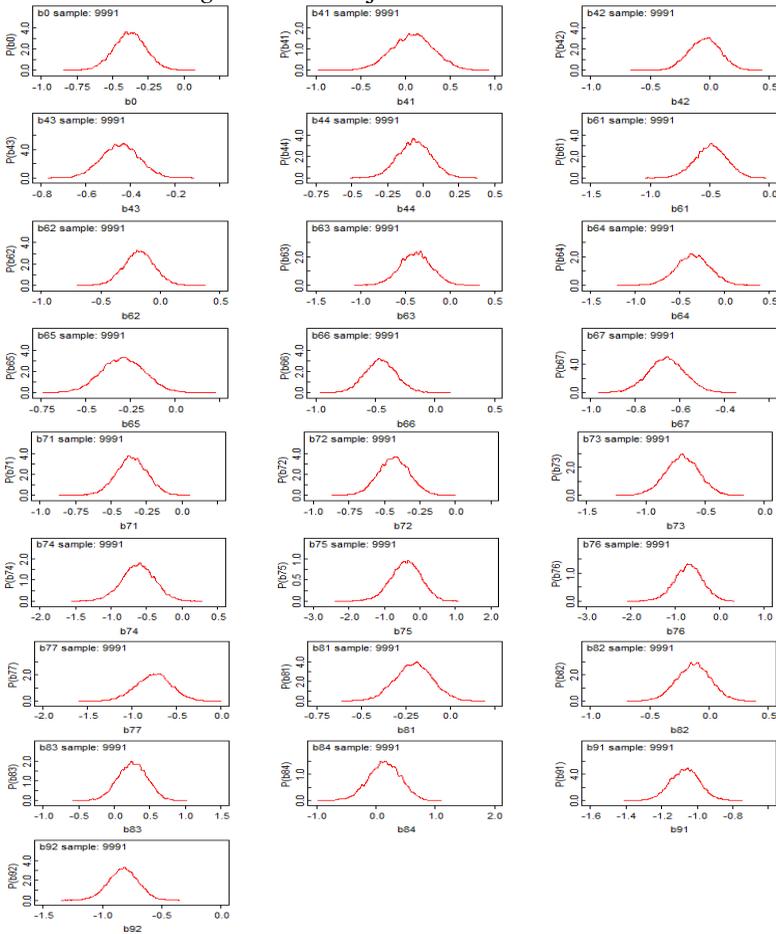


Gambar 4.7 Plot Iterasi Parameter pada Model *Bayesian Geometric Regression* (Lanjutan)

Pada pemodelan *Bayesian Geometric Regression* dilakukan *burn in* sebanyak 10 sampel sehingga sampel yang digunakan dalam analisis sebanyak 9.990 sampel. Hal ini bertujuan untuk menghindari pengaruh dari nilai awal (*initial value*). Gambar 4.7 menunjukkan bahwa *Markov chain* pada pemodelan dengan *Bayesian Geometric Regression* telah memenuhi sifat *ergodic* yaitu plot iterasi parameter telah menunjukkan sifat *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent* karena plot iterasi berbentuk *fastly mixing*. Syarat konvergen yang ditunjukkan dengan syarat *irreducible* telah terpenuhi. Syarat *irreducible* terpenuhi apabila hasil iterasi pada masing-masing parameter memiliki nilai yang acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam *Markov chain*. Sementara itu, syarat *recurrent* dalam *Markov chain* juga telah terpenuhi karena nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) memiliki kemungkinan untuk kembali ke *state i*. Terlihat juga bahwa iterasi pada masing-masing parameter tidak memiliki periode tertentu, sehingga kemungkinan untuk mendapatkan nilai yang sama antara iterasi satu dengan yang lain sangat kecil. Dengan demikian syarat *aperiodic* telah terpenuhi.

Prior parameter yang digunakan dalam pemodelan *Bayesian Geometric Regression* adalah distribusi normal dengan nilai *mean* diperoleh dari nilai estimasi dengan *Newton Raphson* pada

masing-masing parameter dan presisi sebesar $1/(\text{error baku})^2$. Penggunaan prior distribusi normal dikarenakan estimasi parameter telah menggunakan *link function* sehingga secara teori *Generalized Linear Model*, prior parameter berdistribusi normal. Parameter dalam analisis Bayesian merupakan suatu distribusi. Distribusi untuk masing-masing parameter dalam pemodelan *Bayesian Geometric Regression* ditunjukkan oleh Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Distribusi Parameter *Bayesian Geometric Regression*

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa masing-masing parameter dari pemodelan *Bayesian Geometric Regression* mengikuti distribusi normal dan hanya memiliki satu puncak yang artinya telah terpusat ke suatu titik sehingga *mean* telah konvergen, titik tersebut merupakan estimasi parameter yang didapatkan dari pemodelan regresi geometri dengan metode Bayesian.

Selanjutnya adalah melakukan analisis signifikansi parameter berdasarkan nilai *Highest Posterior Density*. Taraf signifikansi yang digunakan sebesar 5% sehingga parameter dapat dikatakan berpengaruh signifikan terhadap respon apabila nilai estimasi tidak melewati angka nol pada *credible interval* 2,5% sampai dengan 97,5%. Hasil estimasi parameter dengan *Bayesian Geometric Regression* ditampilkan pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Hasil Estimasi Parameter *Bayesian Geometric Regression*

Parameter	Estimasi	SE	2,5%	97,5%
Konstan	-0,378	0,113	-0,603	-0,159
Sektor Usaha (1)	0,084	0,237	-0,387	0,540
Sektor Usaha (2)	-0,043	0,131	-0,297	0,211
Sektor Usaha (3)	-0,445	0,084	-0,610	-0,282
Sektor Usaha (4)	-0,059	0,115	-0,283	0,162
Wilayah (1)	-0,491	0,131	-0,755	-0,237
Wilayah (2)	-0,178	0,126	-0,423	0,070
Wilayah (3)	-0,385	0,175	-0,732	-0,044
Wilayah (4)	-0,353	0,188	-0,723	0,009
Wilayah (5)	-0,292	0,121	-0,529	-0,059
Wilayah (6)	-0,457	0,129	-0,709	-0,202
Wilayah (7)	-0,661	0,083	-0,825	-0,498
Jumlah Pinjaman (1)	-0,355	0,110	-0,574	-0,140
Jumlah Pinjaman (2)	-0,433	0,110	-0,651	-0,218
Jumlah Pinjaman (3)	-0,692	0,142	-0,979	-0,417
Jumlah Pinjaman (4)	-0,616	0,230	-1,074	-0,171
Jumlah Pinjaman (5)	-0,394	0,420	-1,251	0,400
Jumlah Pinjaman (6)	-0,707	0,310	-1,336	-0,111
Jumlah Pinjaman (7)	-0,756	0,198	-1,151	-0,369
Jangka Waktu (1)	-0,204	0,105	-0,409	0,001
Jangka Waktu (2)	-0,128	0,142	-0,407	0,147
Jangka Waktu (3)	0,257	0,205	-0,149	0,648

Tabel 4.13 Hasil Estimasi Parameter *Bayesian Geometric Regression* (Lanjutan)

Parameter	Estimasi	SE	2.5%	97.5%
Jangka Waktu (4)	0,144	0,271	-0,400	0,659
Suku Bunga (1)	-1,068	0,083	-1,233	-0,906
Suku Bunga (2)	-0,824	0,125	-1,073	-0,581

Tabel 4.13 menunjukkan bahwa terdapat beberapa parameter yang signifikan diantaranya adalah konstan, sektor usaha perdagangan, wilayah usaha di Kabupaten Lamongan, Gresik, Kota Mojokerto, Kabupaten Sidoarjo, dan Kota Surabaya, seluruh jumlah pinjaman kecuali jumlah pinjaman sebesar Rp 200.000.001 – Rp 300.000.000, serta suku bunga 9% dan 7% karena setiap parameter tersebut dalam *credible interval* 2,5% hingga 97,5% tidak melewati angka nol. Oleh karena itu, variabel-variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap banyaknya frekuensi pembayaran KUR yang dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar.

Berdasarkan hasil analisis signifikansi parameter, diperoleh model dugaan frekuensi pembayaran KUR dengan pemodelan *Bayesian Geometric Regression* adalah sebagai berikut.

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

dengan $\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} = -0,378 - 0,445$ Sektor Usaha (3) – 0,491 Wilayah (1) – 0,385 Wilayah (3) – 0,292 Wilayah (5) – 0,457 Wilayah (6) – 0,661 Wilayah (7) – 0,355 Jumlah Pinjaman (1) – 0,433 Jumlah Pinjaman (2) – 0,692 Jumlah Pinjaman (3) – 0,616 Jumlah Pinjaman (4) – 0,707 Jumlah Pinjaman (6) – 0,756 Jumlah Pinjaman (7) – 1,068 Suku Bunga (1) – 0,824 Suku Bunga (2).

Peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar dengan menganggap variabel lain konstan berdasarkan variabel sektor usaha ditunjukkan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Sektor Usaha

Sektor Usaha	\hat{p}	$\hat{\mu}$	Rasio
Pertanian	0,316	3,167	-
Perdagangan	0,562	1,780	0,56

Berdasarkan Tabel 4.14 diperoleh informasi bahwa rata-rata frekuensi pembayaran KUR oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar apabila nasabah memiliki sektor usaha pertanian adalah 3 hingga 4 kali pembayaran. Nasabah dengan sektor usaha pertanian memiliki rata-rata pembayaran KUR 1/0,56 kali atau 1,78 kali lebih besar jika dibandingkan dengan nasabah yang memiliki sektor usaha perdagangan. Jika ditinjau dari nilai rata-rata pembayaran KUR untuk masing-masing jenis sektor usaha, nasabah dengan sektor usaha perdagangan memiliki rata-rata frekuensi pembayaran lebih sedikit dibandingkan dengan nasabah yang memiliki sektor usaha pertanian yaitu 1 hingga 2 kali pembayaran. Hal tersebut mungkin saja terjadi karena sektor pertanian dinaungi oleh koperasi pertanian dari masing-masing wilayah sehingga pembinaan dan pengawasan dapat dilakukan dengan baik dan pembayaran kredit dapat dilakukan secara teratur.

Sementara itu, peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar dengan menganggap variabel lain konstan berdasarkan variabel wilayah usaha ditunjukkan pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Wilayah Usaha

Wilayah Usaha	\hat{p}	$\hat{\mu}$	Rasio
Kabupaten Bojonegoro	0,316	3,167	-
Kabupaten Lamongan	0,581	1,721	0,54
Kabupaten Gresik	0,534	1,872	0,59
Kota Mojokerto	0,489	2,044	0,65
Kabupaten Sidoarjo	0,567	1,764	0,56
Kota Surabaya	0,647	1,547	0,49

Berdasarkan Tabel 4.15 diperoleh informasi bahwa apabila usaha nasabah bertempat di Kabupaten Bojonegoro memiliki rata-rata pembayaran KUR 1/0,54 atau 1,84 kali lebih besar jika dibandingkan dengan Kabupaten Lamongan, 1/0,59 atau 1,69 kali lebih besar jika dibandingkan dengan Kabupaten Gresik, 1/0,65 atau 1,55 kali lebih besar jika dibandingkan dengan Kota Mojokerto, 1/0,56 atau 1,79 kali lebih besar jika dibandingkan dengan Kabupaten Sidoarjo, dan 1/0,49 atau 2,05 kali lebih besar jika dibandingkan dengan Kota Surabaya. Nasabah dengan wilayah usaha bertempat di Kabupaten Bojonegoro memiliki peluang paling kecil untuk mengalami gagal bayar jika dibandingkan dengan wilayah lainnya dan memiliki rata-rata frekuensi pembayaran KUR 3 hingga 4 kali pembayaran. Sedangkan nasabah dengan wilayah usaha bertempat di Kota Surabaya memiliki peluang paling besar untuk mengalami gagal bayar jika dibandingkan dengan wilayah lainnya. Hal tersebut mungkin saja terjadi karena kompetitor usaha di Surabaya lebih besar dibandingkan dengan kompetitor yang ada di wilayah lainnya sehingga cukup sulit untuk mengembangkan usahanya.

Peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar dengan menganggap variabel lain konstan berdasarkan variabel jumlah pinjaman ditunjukkan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Jumlah Pinjaman

Jumlah Pinjaman (Rp)	\hat{p}	$\hat{\mu}$	Rasio
$\leq 5.000.000$	0,316	3,167	-
5.000.001 – 15.000.000	0,520	1,923	0,61
15.000.001 – 25.000.000	0,556	1,798	0,57
25.000.001 – 100.000.000	0,658	1,521	0,48
100.000.001 – 200.000.000	0,631	1,586	0,50
300.000.001 – 400.000.000	0,662	1,510	0,48
400.000.001 – 500.000.000	0,679	1,473	0,47

Berdasarkan Tabel 4.16 diperoleh informasi bahwa nasabah dengan jumlah pinjaman KUR \leq Rp 5.000.000 memiliki peluang

paling kecil untuk mengalami gagal bayar jika dibandingkan dengan kategori jumlah pinjaman lainnya dan memiliki rata-rata pembayaran KUR 3 hingga 4 kali pembayaran. Sementara itu, nasabah yang memiliki peluang paling besar untuk mengalami gagal bayar adalah nasabah dengan jumlah pinjaman Rp 400.000.001 hingga 500.000.000. Apabila ditinjau dari *ratio* perbandingan rata-rata pembayaran KUR, nasabah dengan jumlah pinjaman $\leq 5.000.000$ memiliki rata-rata pembayaran 1/0,47 atau 2,15 kali lebih besar jika dibandingkan nasabah dengan jumlah pinjaman KUR 400.000.001 hingga 500.000.000. Hal tersebut mungkin dipengaruhi oleh semakin besar jumlah pinjaman maka semakin besar pula angsuran yang harus dibayar oleh nasabah pada setiap bulannya sehingga dapat menjadi beban berat bagi nasabah.

Terakhir, peluang dan rata-rata frekuensi pembayaran KUR yang telah dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar dengan menganggap variabel lain konstan berdasarkan variabel suku bunga yang ditunjukkan pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17 Rata-rata Frekuensi Pembayaran Berdasarkan Variabel Suku Bunga

Suku Bunga	\hat{p}	$\hat{\mu}$	Rasio
12%	0,316	3,167	-
9%	0,765	1,307	0,41
7%	0,700	1,429	0,45

Berdasarkan Tabel 4.17 diperoleh informasi bahwa nasabah yang mengajukan pinjaman KUR pada tahun 2015 dengan suku bunga sebesar 12% memiliki peluang paling kecil untuk mengalami gagal bayar jika dibandingkan dengan kategori suku bunga lainnya dan memiliki rata-rata pembayaran KUR 3 hingga 4 kali pembayaran. Sementara itu, nasabah yang memiliki peluang paling besar untuk mengalami gagal bayar adalah nasabah yang mengajukan pinjaman KUR pada tahun 2016 dan 2017 dengan suku bunga sebesar 9%. Apabila ditinjau dari *ratio* perbandingan rata-rata pembayaran KUR, nasabah yang mengajukan pinjaman KUR pada tahun 2015 dengan suku bunga sebesar 12% memiliki rata-rata pembayaran 1/0,41 atau 2,42 kali

lebih besar jika dibandingkan nasabah yang mengajukan pinjaman KUR pada tahun 2016 dan 2017 dengan suku bunga sebesar 12% serta 1/0,45 atau 2,22 kali lebih besar jika dibandingkan nasabah yang mengajukan pinjaman KUR pada tahun 2018 dengan suku bunga sebesar 7%. Artinya, semakin kecil suku bunga pinjaman yang diberikan belum tentu mampu meningkatkan frekuensi pembayaran KUR apabila tidak diimbangi dengan kegigihan para pelaku UMKM dalam mengembangkan usahanya.

4.2.2 Pemodelan *Bayesian Mixture Geometric*

Hasil estimasi parameter untuk *geometric regression* untuk masing-masing kategori *mixture* menggunakan pendekatan iterasi *Newton Raphson* dengan variabel-variabel yang berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi 5% ditunjukkan melalui Tabel 4.18.

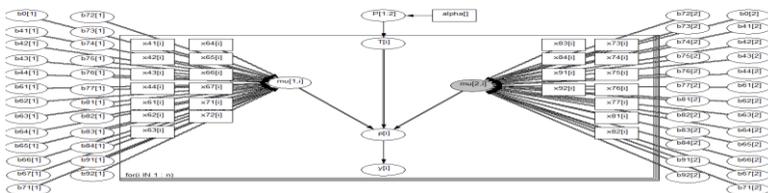
Tabel 4.18 Hasil Estimasi Parameter Model Terbaik untuk *Bayesian Mixture Geometric* dengan Pendekatan Iterasi *Newton Raphson*

Kategori	Parameter	Estimasi	SE	Nilai t	Pr(> t)
	Konstan	2,816	0,237	11,864	<2e-16
	Sektor Usaha (1)	-0,003	0,324	-0,010	0,992
	Sektor Usaha (2)	0,253	0,190	1,332	0,184
	Sektor Usaha (3)	0,310	0,126	2,469	0,014
Mikro	Sektor Usaha (4)	0,221	0,162	1,366	0,173
	Wilayah (1)	-0,679	0,164	-4,139	0,000
	Wilayah (2)	-0,090	0,180	-0,501	0,617
	Wilayah (3)	-0,526	0,208	-2,529	0,012
	Wilayah (4)	-0,351	0,256	-1,371	0,172
	Wilayah (5)	0,043	0,195	0,219	0,827
	Wilayah (6)	-0,305	0,168	-1,816	0,071
	Wilayah (7)	0,021	0,131	0,161	0,872
	Jumlah Pinjaman (1)	-0,354	0,149	-2,376	0,018
	Jumlah Pinjaman (2)	-0,240	0,157	-1,528	0,128
	Jangka Waktu (1)	0,342	0,162	2,116	0,036
	Jangka Waktu (2)	0,598	0,311	1,921	0,056
	Suku Bunga (1)	-0,496	0,151	-3,283	0,001
	Suku Bunga (2)	-1,757	0,179	-9,817	<2e-16

Tabel 4.18 Hasil Estimasi Parameter Model Terbaik untuk *Bayesian Mixture Geometric* dengan Pendekatan Iterasi *Newton Raphson* (Lanjutan)

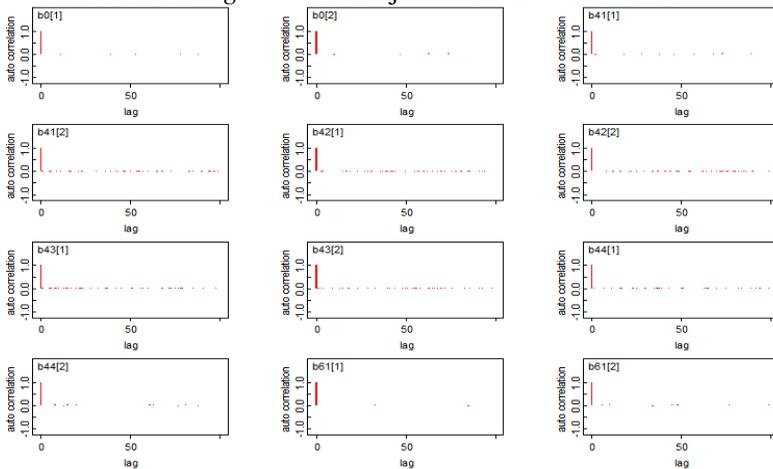
Kategori	Parameter	Estimasi	SE	Nilai t	Pr(> t)
	Konstan	2,540	0,578	4,398	0,000
	Sektor Usaha (1)	-0,136	0,661	-0,206	0,838
	Sektor Usaha (2)	-0,315	0,560	-0,563	0,577
	Sektor Usaha (3)	0,114	0,444	0,256	0,799
	Sektor Usaha (4)	-0,235	0,510	-0,461	0,648
	Wilayah (1)	0,300	0,558	0,537	0,595
	Wilayah (2)	-0,065	0,276	-0,235	0,816
	Wilayah (3)	-0,229	0,748	-0,306	0,762
	Wilayah (4)	-0,068	0,550	-0,123	0,903
	Wilayah (5)	-0,613	0,236	-2,600	0,013
	Wilayah (6)	0,057	0,424	0,135	0,893
Ritel	Wilayah (7)	-0,025	0,235	-0,106	0,916
	Jumlah Pinjaman (4)	0,109	0,327	0,334	0,741
	Jumlah Pinjaman (5)	0,867	0,787	1,103	0,278
	Jumlah Pinjaman (6)	0,574	0,473	1,215	0,232
	Jumlah Pinjaman (7)	0,077	0,289	0,267	0,791
	Jangka Waktu (2)	0,325	0,224	1,453	0,155
	Jangka Waktu (3)	-0,065	0,359	-0,182	0,857
	Jangka Waktu (4)	0,912	0,431	2,116	0,041
	Suku Bunga (1)	-0,021	0,271	-0,078	0,938
	Suku Bunga (2)	-0,031	0,524	-0,059	0,954

Nilai estimasi parameter yang diperoleh dalam Tabel 4.18 akan digunakan sebagai *pseudo prior* pada pemodelan *Bayesian Mixture Geometric*. Bentuk *doodle* dari *Bayesian Mixture Geometric Regression* untuk pemodelan frekuensi pembayaran KUR disajikan pada Gambar 4.9 dengan *syntax* yang digunakan ditunjukkan dalam Lampiran 4.

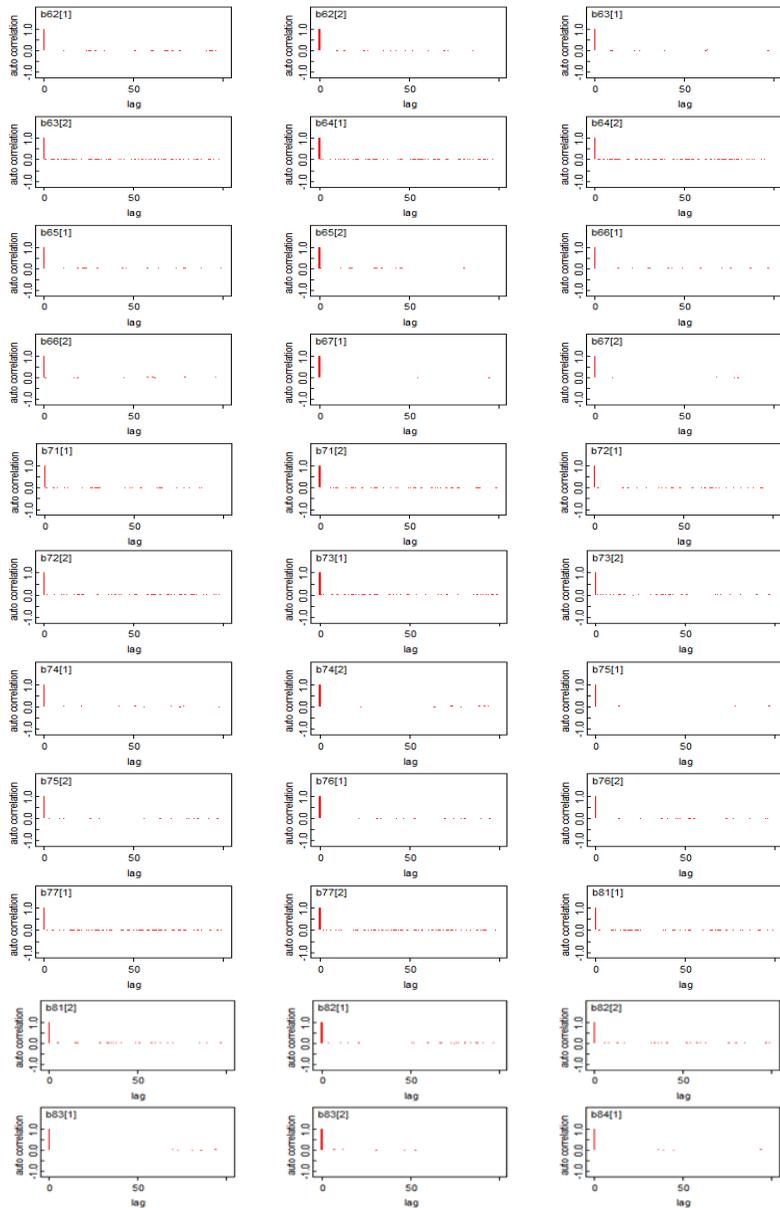


Gambar 4.9 Doodle *Bayesian Mixture Geometric Regression*

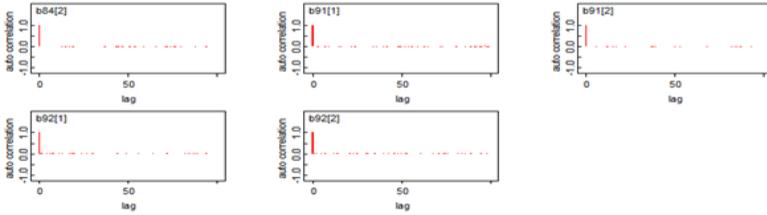
Doodle pada regresi *mixture geometric* dengan Bayesian yang ditunjukkan pada Gambar 4.9 menggunakan dua parameter yang terpisah yaitu $\mu[1,i]$ dan $\mu[2,i]$ dimana masing-masing *node* merupakan *link function* dari masing-masing kategori jenis KUR. Penduga parameter $\mu[1,i]$ dan $\mu[2,i]$ memiliki *link function* yang sama tetapi terhubung ke parameter yang berbeda. *Node* $T[i]$ berfungsi untuk memisahkan data berdasarkan variabel jenis KUR yang berisi nilai 1 jika KUR Mikro dan 2 apabila KUR Ritel. Dengan demikian, data pada kategori 1 akan dianalisis pada $\mu[1,i]$ dan data pada kategori 2 akan dianalisis pada $\mu[2,i]$. Prior parameter berdistribusi normal disebabkan metode pemodelan menggunakan *link function*. *Node* $P[1,2]$ digunakan untuk mengetahui proporsi antara kelompok 1 dan 2 dalam model. Jumlah nilai $P[1]$ dan $P[2]$ sama dengan satu. Setelah menyusun *doodle* beserta *syntax*, kemudian dilanjutkan dengan simulasi model hingga mendapatkan *thin* yang optimal sehingga model regresi yang didapatkan tidak mengandung autokorelasi. Plot *autocorrelation function* dengan menggunakan nilai *thin* sebesar 100 dengan iterasi sebanyak 10.000 untuk model *Bayesian Mixture Geometric Regression* ditunjukkan oleh Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Plot ACF *Thin* 100 pada *Bayesian Mixture Geometric Regression*



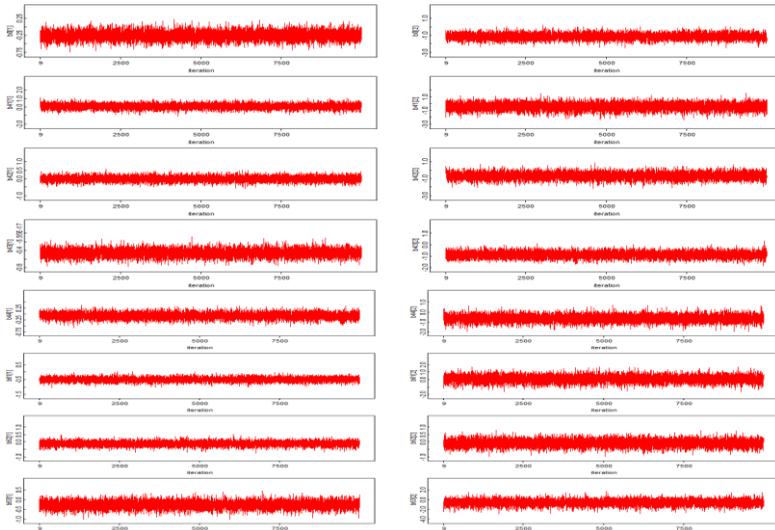
Gambar 4.10 Plot ACF *Thin* 100 pada *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)



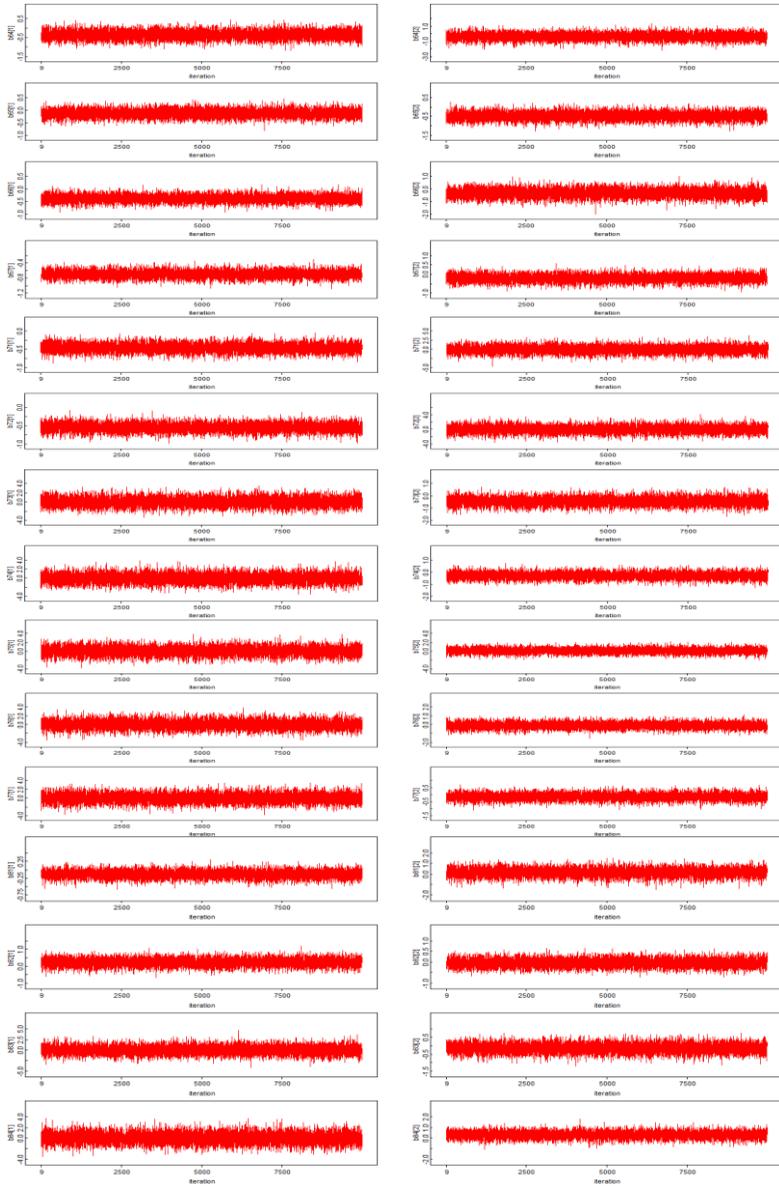
Gambar 4.10 Plot ACF *Thin 100* pada *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

Plot *autocorrelation function* (ACF) untuk model *Bayesian Mixture Geometric Regression* yang ditampilkan pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa plot ACF hanya signifikan pada lag 0 yang artinya tidak terdapat autokorelasi pada masing-masing parameter. Dengan demikian, tidak terdapat pengaruh periode waktu pada data.

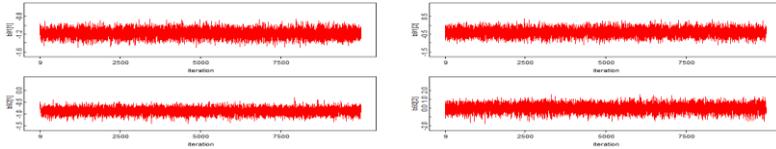
Sementara itu, untuk mengetahui apakah sifat dari hasil iterasi MCMC apakah telah *ergodic* atau tidak dapat dilihat melalui Gambar 4.11 yang menunjukkan plot iterasi parameter dalam model *Bayesian Mixture Geometric Regression*.



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



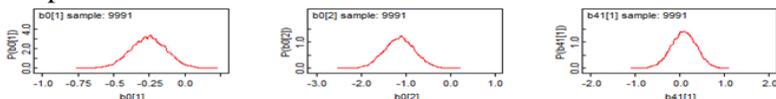
Gambar 4.11 Plot Iterasi Parameter pada *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)



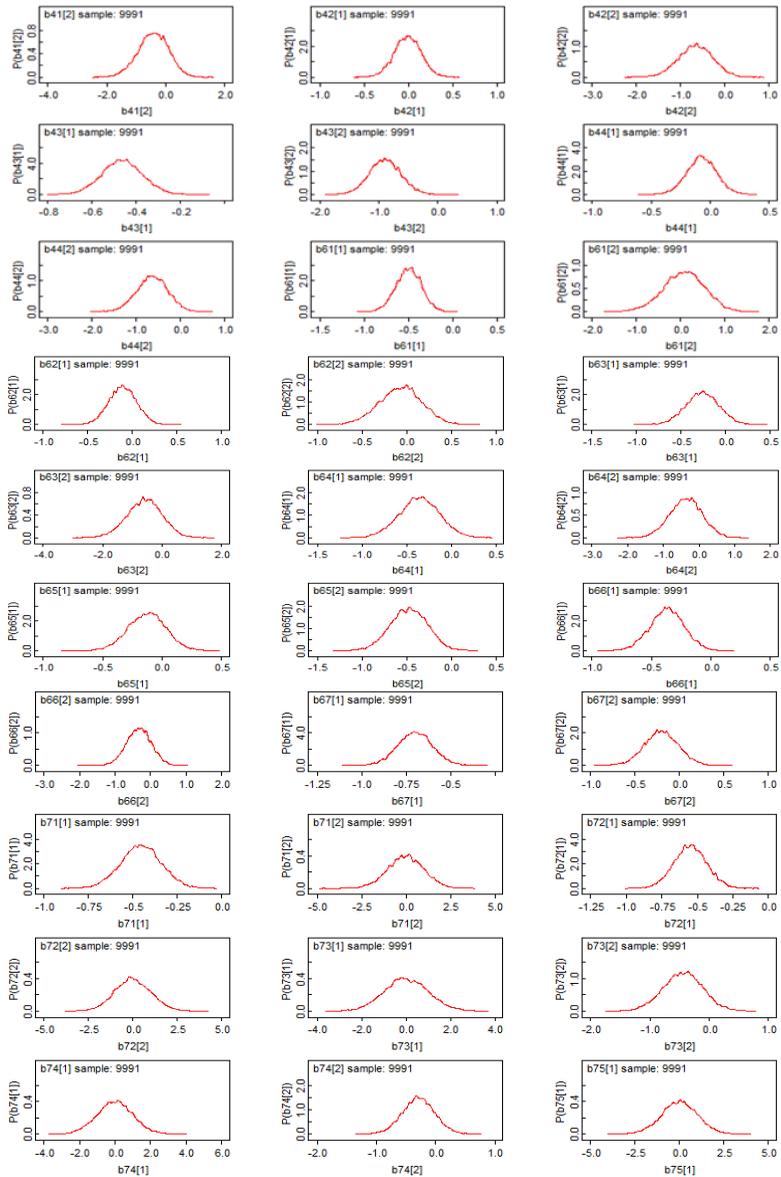
Gambar 4.11 Plot Iterasi Parameter pada *Bayesian Mixture Geometric Regression* (Lanjutan)

Pada pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression* juga dilakukan *burn in* sebanyak 10 sampel sehingga sampel yang digunakan dalam analisis sebanyak 9.990 sampel. Gambar 4.11 menunjukkan bahwa *Markov chain* pada pemodelan dengan *Bayesian Geometric Regression* telah memenuhi sifat *ergodic* yaitu plot iterasi parameter telah menunjukkan sifat *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent* karena plot iterasi berbentuk *fastly mixing*. Syarat konvergen yang ditunjukkan dengan syarat *irreducible* telah terpenuhi. Syarat *irreducible* terpenuhi apabila hasil iterasi pada masing-masing parameter memiliki nilai yang acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam *Markov chain*. Sementara itu, syarat *recurrent* dalam *Markov chain* juga telah terpenuhi karena nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) memiliki kemungkinan untuk kembali ke *state i*. Terlihat juga bahwa iterasi pada masing-masing parameter tidak memiliki periode tertentu, sehingga kemungkinan untuk mendapatkan nilai yang sama antara iterasi satu dengan yang lain sangat kecil. Dengan demikian syarat *aperiodic* telah terpenuhi.

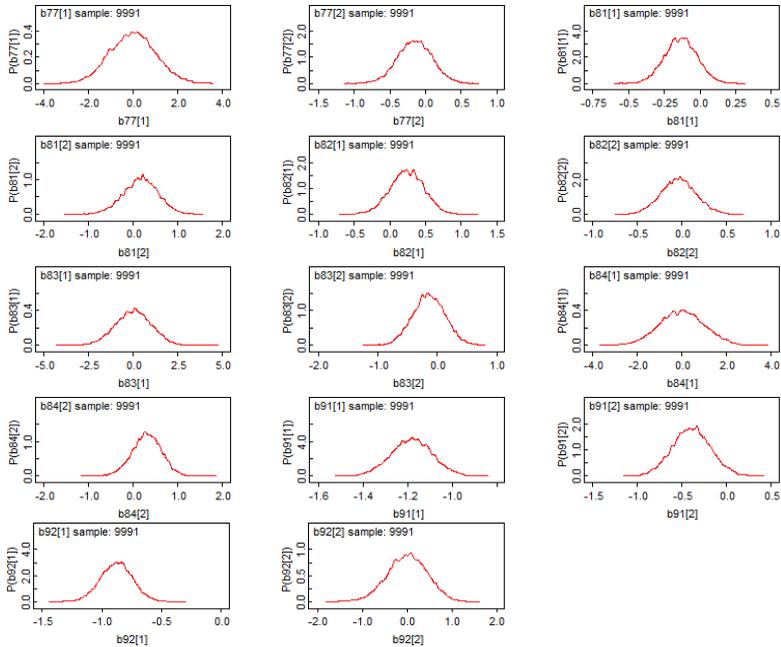
Prior parameter yang digunakan dalam pemodelan *Bayesian Mixture Geometric* adalah distribusi normal dengan nilai *mean* diperoleh dari nilai estimasi dengan *Newton-Raphson* pada masing-masing parameter dan presisi sebesar $1/(\text{error baku})^2$. Setiap iterasi MCMC yang dilakukan didapatkan parameter 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 bahwa masing-masing parameter dari pemodelan *Bayesian Mixture Geometric* mengikuti distribusi normal dan hanya memiliki satu puncak yang artinya telah terpusat ke suatu titik sehingga *mean* telah konvergen, titik tersebut merupakan estimasi parameter yang didapatkan dari pemodelan regresi geometri dengan metode Bayesian.

Selanjutnya adalah melakukan analisis signifikansi parameter berdasarkan nilai *Highest Posterior Density* dimana hasil estimasi parameter dengan *Bayesian Geometric Regression* ditampilkan pada Tabel 4.19. Taraf signifikansi yang digunakan sebesar 5% sehingga parameter dapat dikatakan berpengaruh signifikan terhadap respon apabila nilai estimasi tidak melewati angka nol pada *credible interval* 2,5% sampai dengan 97,5%.

Tabel 4.19 Hasil Estimasi Parameter *Mixture Geometric Regression* dengan Bayesian

Kategori	Parameter	Estimasi	SE	2,5%	97,5%
	Konstan	-0,255	0,126	-0,502	-0,010
	Sektor Usaha (1)	0,081	0,286	-0,490	0,627
	Sektor Usaha (2)	-0,010	0,149	-0,303	0,278
	Sektor Usaha (3)	-0,464	0,090	-0,639	-0,288
	Sektor Usaha (4)	-0,072	0,125	-0,318	0,173
	Wilayah (1)	-0,498	0,142	-0,780	-0,221
	Wilayah (2)	-0,108	0,155	-0,413	0,192
	Wilayah (3)	-0,262	0,186	-0,629	0,097
	Wilayah (4)	-0,357	0,223	-0,798	0,074
	Wilayah (5)	-0,126	0,157	-0,439	0,178
	Wilayah (6)	-0,368	0,144	-0,649	-0,091
	Wilayah (7)	-0,700	0,097	-0,891	-0,508
Mikro	Jumlah Pinjaman (1)	-0,454	0,114	-0,678	-0,232
	Jumlah Pinjaman (2)	-0,549	0,115	-0,775	-0,322
	Jumlah Pinjaman (3)	0,013	0,987	-1,897	1,981
	Jumlah Pinjaman (4)	-0,008	0,999	-1,979	1,943
	Jumlah Pinjaman (5)	0,004	0,998	-1,978	1,955
	Jumlah Pinjaman (6)	0,013	0,998	-1,925	2,004
	Jumlah Pinjaman (7)	-0,009	1,013	-1,957	2,005
	Jangka Waktu (1)	-0,134	0,113	-0,358	0,086
	Jangka Waktu (2)	0,240	0,234	-0,229	0,685
	Jangka Waktu (3)	0,015	0,996	-1,946	1,942
	Jangka Waktu (4)	-0,007	1,002	-1,957	1,975
	Suku Bunga (1)	-1,181	0,093	-1,365	-0,998
	Suku Bunga (2)	-0,878	0,133	-1,141	-0,620
		Konstan	-1.139	0.345	-1.810
	Sektor Usaha (1)	-0.425	0.513	-1.475	0.528
	Sektor Usaha (2)	-0.662	0.387	-1.429	0.085
	Sektor Usaha (3)	-0.895	0.265	-1.408	-0.364
Ritel	Sektor Usaha (4)	-0.639	0.347	-1.323	0.018
	Wilayah (1)	0.079	0.463	-0.857	0.948
	Wilayah (2)	-0.068	0.238	-0.543	0.384
	Wilayah (3)	-0.590	0.588	-1.779	0.514
	Wilayah (4)	-0.364	0.454	-1.270	0.508

Tabel 4.19 Hasil Estimasi Parameter *Mixture Geometric Regression* dengan Bayesians (Lanjutan)

Kategori	Parameter	Estimasi	SE	2,5%	97,5%
Ritel	Wilayah (5)	-0.475	0.208	-0.880	-0.080
	Wilayah (6)	-0,328	0,345	-1,005	0,334
	Wilayah (7)	-0,204	0,192	-0,583	0,175
	Jumlah Pinjaman (1)	-0,015	0,999	-2,009	1,924
	Jumlah Pinjaman (2)	0,005	1,008	-1,935	2,002
	Jumlah Pinjaman (3)	-0,441	0,335	-1,104	0,215
	Jumlah Pinjaman (4)	-0,291	0,270	-0,826	0,245
	Jumlah Pinjaman (5)	0,106	0,593	-1,066	1,255
	Jumlah Pinjaman (6)	-0,079	0,345	-0,767	0,582
	Jumlah Pinjaman (7)	-0,149	0,240	-0,626	0,322
	Jangka Waktu (1)	0,165	0,391	-0,624	0,905
	Jangka Waktu (2)	-0,040	0,195	-0,422	0,350
	Jangka Waktu (3)	-0,142	0,271	-0,671	0,379
	Jangka Waktu (4)	0,305	0,329	-0,357	0,938
	Suku Bunga (1)	-0,395	0,215	-0,818	0,034
	Suku Bunga (2)	0,004	0,440	-0,873	0,838

Tabel 4.19 menunjukkan bahwa terdapat beberapa parameter yang signifikan terhadap frekuensi pembayaran KUR dari masing-masing kategori. Model dugaan 1 merepresentasikan nasabah yang mengajukan KUR Mikro dan model dugaan 2 merepresentasikan nasabah yang mengajukan KUR Ritel. Parameter yang signifikan pada model dugaan 1 diantaranya adalah konstan, sektor usaha perdagangan, wilayah usaha di Kabupaten Lamongan, Sidoarjo, dan Kota Surabaya, jumlah pinjaman 5.000.001 – 15.000.000 dan 15.000.001 – 25.000.000 serta suku bunga 9% dan 7%. Sementara itu, parameter yang signifikan pada model dugaan 2 diantaranya adalah *slope*, sektor usaha perdagangan, dan wilayah usaha di Kota Mojokerto. Parameter-parameter tersebut dikatakan signifikan karena setiap parameter tersebut dalam *credible interval* 2,5% hingga 97,5% tidak melewati angka nol. Oleh karena itu, variabel-variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap banyaknya frekuensi pem-

bayaran KUR yang dilakukan oleh nasabah hingga dinyatakan gagal bayar.

Berdasarkan hasil analisis signifikansi parameter, diperoleh model dugaan frekuensi pembayaran KUR dengan pemodelan *Bayesian Mixture Geometric Regression* adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = 0,81 \frac{1}{1 - e^{\mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta}_1}} + 0,19 \frac{1}{1 - e^{\mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta}_2}}$$

Proporsi pada nasabah yang mengajukan KUR Mikro dan KUR Ritel masing-masing sebesar 0,81 dan 0,19. Simbol $\mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta}_1$ menunjukkan hasil estimasi parameter untuk model dugaan 1, yaitu $-0,255 - 0,464$ Sektor Usaha (3) $- 0,498$ Wilayah (1) $- 0,368$ Wilayah (6) $- 0,700$ Wilayah (7) $- 0,454$ Jumlah Pinjaman (1) $- 0,549$ Jumlah Pinjaman (2) $- 1,181$ Suku Bunga (1) $- 0,878$ Suku Bunga (2). Sedangkan $\mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta}_2$ menunjukkan hasil estimasi parameter untuk model dugaan 2, yaitu $- 1,139 - 0,895$ Sektor Usaha (3) $- 0,475$ Wilayah (5).

Estimasi *slope* parameter menunjukkan bahwa peluang nasabah KUR Mikro (Jenis KUR 1) untuk gagal bayar dalam suatu tahap bayar KUR lebih kecil daripada nasabah KUR Ritel. Nasabah KUR Mikro memiliki peluang untuk gagal bayar sebesar $1 - e^{-0,255}$ atau 0,225. Sedangkan nasabah KUR Ritel memiliki peluang untuk gagal bayar sebesar $1 - e^{-1,139}$ atau 0,680.

4.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan nilai DIC (*Deviance Information Criteria*) dari hasil pemodelan dengan *Bayesian Geometric* dan *Bayesian Mixture Geometric* yang ditunjukkan oleh Tabel 4.20.

Tabel 4.20 Nilai DIC Pemodelan dengan Bayesian

Model	Nilai DIC
<i>Bayesian Geometric Regression</i>	2174
<i>Bayesian Mixture Geometric Regression</i>	2477

Tabel 4.20 menunjukkan bahwa pemodelan untuk *Bayesian Geometric Regression* memiliki nilai DIC yang lebih kecil jika dibandingkan dengan pemodelan untuk *Bayesian Mixture Geometric Regression* yaitu dengan selisih 303 sehingga dapat dikatakan bahwa model *Bayesian Geometric Regression* lebih baik dalam memodelkan frekuensi pembayaran KUR dari nasabah yang dinyatakan gagal bayar dengan variabel yang berpengaruh signifikan adalah sektor usaha, wilayah usaha, jumlah pinjaman, dan suku bunga yang berlaku saat nasabah mengajukan KUR.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada penelitian mengenai pemodelan frekuensi pembayaran KUR dari tiga Bank Pelaksana di PT. Askrindo Cabang Surabaya dengan Bayesian didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Rata-rata frekuensi pembayaran KUR hingga dinyatakan gagal bayar adalah 12,199 sehingga peluang nasabah KUR dinyatakan gagal bayar adalah sebesar 0,082. Apabila nasabah yang gagal bayar dipilah berdasarkan variabel jenis KUR, diperoleh kesimpulan bahwa nasabah yang masuk dalam kategori KUR Mikro (jenis KUR bernilai 0) memiliki rata-rata frekuensi pembayaran kredit hingga dinyatakan gagal bayar yang lebih sedikit yaitu 11,295 pembayaran jika dibandingkan dengan nasabah yang masuk dalam kategori KUR Ritel (jenis KUR bernilai 1) dengan rata-rata frekuensi pembayaran sebesar 16,070.
2. Variabel yang berpengaruh signifikan terhadap ketahanan nasabah KUR di PT. Askrindo Cabang Surabaya berdasarkan pemodelan *geometric regression* dengan pendekatan Bayesian baik untuk data *non-mixture* secara keseluruhan maupun untuk masing-masing kategori *mixture* adalah sektor usaha, wilayah usaha, jumlah pinjaman, dan suku bunga yang berlaku saat nasabah mengajukan KUR. Akan tetapi, hanya terdapat 2 variabel yang signifikan pada data *mixture* untuk kategori Ritel yaitu sektor usaha dan wilayah usaha.
3. Model terbaik yang dapat merepresentasikan frekuensi pembayaran KUR dari nasabah yang dinyatakan gagal bayar adalah *Bayesian Geometric Regression* karena memiliki nilai DIC paling kecil.

5.2 Saran

Tiga Bank Pelaksana yang bekerja sama dengan PT. Askrindo Cabang Surabaya sangat perlu untuk memperhatikan empat indikator yang berpengaruh signifikan terhadap frekuensi pembayaran KUR sehingga mampu meminimalisir terjadinya gagal bayar yaitu sektor usaha perdagangan, wilayah usaha di Kabupaten Lamongan, Kabupaten Gresik, Kota Mojokerto, Kabupaten Sidoarjo, dan Kota Surabaya. Selain itu juga dipengaruhi oleh jumlah pinjaman kecuali jumlah pinjaman kategori Rp 200.000.001 – Rp 300.000.000, dan suku bunga yang berlaku saat nasabah mengajukan KUR. Sementara itu, untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan *software openbugs* karena *software winbugs* memiliki keterbatasan jumlah variabel dan data yang dapat diolah.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2013). *Categorical Data Analysis*, (3rd ed.), New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Aguais, S. D., Forest, L.R., & Rosen, D. (2001). Building a Credit Risk Valuation Framework for Loan Instruments. *Commercial Lending Review*, 143-168.
- Ayuputri, I. M. (2018). *Pemodelan Frekuensi Pembayaran Kredit Mobil di PT. X dengan Bayesian Geometric Regression dan Bayesian Mixture Geometric*. Surabaya: Departemen Statistika, Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
- Bain, L. J., & Engelhardt, M. (1992). *Introduction to Probability and Mathematical Statistics*. California: Duxbury Press.
- Boldstad, W. M. (2007). *Introduction to Bayesian Statistics*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Box, G. E., & Tiao, G. C. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Philippines: Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- 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. *Journal of The American Statistical Association*, 167-174.
- Dempster, A. P. (1974). The Direct Use of Likelihood for Significance Testing, *Proceedings of Conference on Foundational Questions in Statistical Inference*, University of Aarhus, 335-352.
- Gelman, A. dkk. (2004). *Bayesian Data Analysis*, (2nd ed.), Florida: CRC Press.
- Gelman, A. dkk. (2014). *Bayesian Data Analysis*, (3rd ed.), Boca Raton: CRC Press.
- Hakim, E. S. (2008). *Analisa Survival Kredit Perusahaan Pembiayaan Sepeda Motor dengan Menggunakan Propor-*

- tional Hazard Model (Kasus PT. XXX)*. Jakarta: Departemen Manajemen, Fakultas Ekonomi, Universitas Indonesia.
- Hermanto. (2006). *Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kredit Bermasalah pada PD. BPR BKK Ungaran Kabupaten Semarang*. Semarang: Fakultas Ekonomi Universitas Semarang.
- Hilbe, J. M. (2011). *Negative Binomial Regression*, (2nd ed.), Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Iriawan, N. (2001). Penaksiran Model Mixture Normal Univariabel: Suatu Pendekatan Metode Bayesian dengan MCMC. 105-110.
- 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.
- Koop, G. (2003). *Bayesian Econometrics*. Chicester: John Willey & Sons.
- Kredit Usaha Rakyat. (2019). *Maksud dan Tujuan KUR*. diakses dari www.kur.ekon.go.id pada tanggal 19 Januari 2019.
- Kredit Usaha Rakyat. (2019). *Realisasi KUR*. Diakses dari www.kur.ekon.go.id pada tanggal 19 Januari 2019.
- McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Model*. London: Chapman and Hall.
- Nelder, J.A. & Wedderburn, R.W.M. (1972). Generalized Linear Models, *Journal of the Royal Statistical Society*, A135, 370-384.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modeling using WinBUGS*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Sawir A. (2001). *Analisis Kinerja Keuangan dan Perencanaan Keuangan Perusahaan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.

- Silvanita K. (2009). *Bank dan Lembaga Keuangan Lainnya*. Jakarta: Erlangga.
- Sorell, A. A., & Olwell, D. H. (2001). Warranty Calculations For Missiles with only Current-Status Data Using Bayesian Methods, Institute of Electrical and Electronics Engineer, *Proceedings Annual Reliability and Maintainability Symposium*, Philadelphia, USA.
- Spiegelhalter, D. J. dkk. (2002). Bayesian Measures of Model Complexity and Fit (with discussion), *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B, 583–639.
- Stephens, M. (1997), Bayesian Methods for Mixtures of Normal Distributions, *Ph.D. thesis*, University of Oxford.
- Walpole, R. E. (2012). *Pengantar Metode Statistika. Alih Bahasa: Ir Bambang S.* Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Wijayanti, R. (2014). *Perbandingan Analisis Regresi Cox dan Analisis Survival Bayesian pada Penderita Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Yuliana, RR. R. D. (2011). *Analisis Manajemen Risiko Kredit pada PT ABC Finance dengan Metode Value at Risk*. Bogor: Jurusan Manajemen, Institut Pertanian Bogor.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1 *Syntax R untuk Regresi Geometri dengan Maximum Likelihood untuk Data Non-Mixture*

```
library(ddalpha)
library(MASS)

#Read Data
setwd("D:/")
dataku <- read.csv("DATA2.csv")

#Mengidentifikasi Variabel Kategorik
dataku$JenisKelamin = factor(dataku$JenisKelamin)
dataku$StatusPerkawinan = factor(dataku$StatusPerkawinan)
dataku$SektorUsaha = factor(dataku$SektorUsaha)
dataku$Wilayah = factor(dataku$Wilayah)
dataku$JumlahPinjaman = factor(dataku$JumlahPinjaman)
dataku$JangkaWaktu = factor(dataku$JangkaWaktu)
dataku$SukuBunga = factor(dataku$SukuBunga)

#Pemodelan GLM
model_lengkap = glm(Respon ~ Usia + JenisKelamin + StatusPerkawinan +
  SektorUsaha + LamaUsaha + Wilayah + JumlahPinjaman +
  JangkaWaktu + SukuBunga, dataku, family = "negative.binomial"(theta = 1))
summary(model_lengkap)

model_lanjutan = glm(Respon ~ SektorUsaha + Wilayah + JumlahPinjaman +
  JangkaWaktu + SukuBunga, dataku, family = "negative.binomial"(theta = 1))
summary(model_lanjutan)
```

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

```

library(ddalpha)
library(MASS)

#Read Data
setwd("D:/")
datamikro <- read.csv("MIKROFIX.csv")

#Mengidentifikasi Variabel Kategorik
datamikro$JenisKelamin = factor(datamikro$JenisKelamin)
datamikro$StatusPerkawinan = factor(datamikro$StatusPerkawinan)
datamikro$SektorUsaha = factor(datamikro$SektorUsaha)
datamikro$Wilayah = factor(datamikro$Wilayah)
datamikro$JumlahPinjaman = factor(datamikro$JumlahPinjaman)
datamikro$JangkaWaktu= factor(datamikro$JangkaWaktu)
datamikro$SukuBunga = factor(datamikro$SukuBunga)

#Pemodelan GLM
model_lengkap = glm(Respon ~ Usia + JenisKelamin + StatusPerkawinan + SektorUsaha
+ LamaUsaha + Wilayah + JumlahPinjaman + JangkaWaktu + SukuBunga, datamikro,
family = "negative.binomial"(theta = 1))
summary(model_lengkap)

model_lanjutan = glm(Respon ~ SektorUsaha + Wilayah + JumlahPinjaman +
JangkaWaktu + SukuBunga, datamikro, family = "negative.binomial"(theta = 1))
summary(model_lanjutan)

#Read Data
setwd("D:/")
dataritel <- read.csv("RITELFIX.csv")

#Mengidentifikasi Variabel Kategorik
dataritel$JenisKelamin = factor(dataritel$JenisKelamin)
dataritel$StatusPerkawinan = factor(dataritel$StatusPerkawinan)
dataritel$SektorUsaha = factor(dataritel$SektorUsaha)
dataritel$Wilayah = factor(dataritel$Wilayah)
dataritel$JangkaWaktu= factor(dataritel$JangkaWaktu)
dataritel$JumlahPinjaman = factor(dataritel$JumlahPinjaman)
dataritel$SukuBunga = factor(dataritel$SukuBunga)

#Pemodelan GLM
model_lengkap = glm(Respon ~ Usia + JenisKelamin + StatusPerkawinan + SektorUsaha
+ LamaUsaha + Wilayah + JumlahPinjaman + JangkaWaktu + SukuBunga, dataritel,
family = "negative.binomial"(theta = 1))
summary(model_lengkap)

model_lanjutan = glm(Respon ~ SektorUsaha + Wilayah + JumlahPinjaman +
JangkaWaktu + SukuBunga, dataritel, family = "negative.binomial"(theta = 1))
summary(model_lanjutan)

```


Lampiran 4 *Syntax Openbugs Bayesian Mixture Geometric Regression*

```

model;
{
  for( i in 1 : n ) {
    y[i] ~ dnegbin(p[i],1)
  }
  for( i in 1 : n ) {
    mu[1 , i] <- b0[1] + b41[1] * x41[i] + b42[1] * x42[i] + b43[1] * x43[i] + b44[1] *
x44[i] + b61[1] * x61[i] + b62[1] * x62[i] + b63[1] * x63[i] + b64[1] * x64[i] + b65[1]
* x65[i] + b66[1] * x66[i] + b67[1] * x67[i] + b71[1] * x71[i] + b72[1] * x72[i] + b73[1]
* x73[i] + b74[1] * x74[i] + b75[1] * x75[i] + b76[1] * x76[i] + b77[1] * x77[i] +
b81[1] * x81[i] + b82[1] * x82[i] + b83[1] * x83[i] + b84[1] * x84[i] + b91[1] * x91[i]
+ b92[1] * x92[i]
  }
  for( i in 1 : n ) {
    mu[2 , i] <- b0[2] + b41[2] * x41[i] + b42[2] * x42[i] + b43[2] * x43[i] + b44[2] *
x44[i] + b61[2] * x61[i] + b62[2] * x62[i] + b63[2] * x63[i] + b64[2] * x64[i] + b65[2]
* x65[i] + b66[2] * x66[i] + b67[2] * x67[i] + b71[2] * x71[i] + b72[2] * x72[i] + b73[2]
* x73[i] + b74[2] * x74[i] + b75[2] * x75[i] + b76[2] * x76[i] + b77[2] * x77[i] +
b81[2] * x81[i] + b82[2] * x82[i] + b83[2] * x83[i] + b84[2] * x84[i] + b91[2] * x91[i]
+ b92[2] * x92[i]
  }
  for( i in 1 : n ) {
    log(p[i]) <- mu[T[i] , i]
  }
  for( i in 1 : n ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
b0[1] ~ dnorm(2.8159,17.7515)
b41[1] ~ dnorm(-0.0033,9.5497)
b42[1] ~ dnorm(0.2528,27.7543)
b43[1] ~ dnorm(0.3098,63.5072)
b44[1] ~ dnorm(0.2207,38.3099)
b61[1] ~ dnorm(-0.6793,37.1309)
b62[1] ~ dnorm(-0.09015,30.9453)
b63[1] ~ dnorm(-0.5258,23.1466)
b64[1] ~ dnorm(-0.3511,15.2445)
b65[1] ~ dnorm(0.0426,26.4472)
b66[1] ~ dnorm(-0.3047,35.5353)
b67[1] ~ dnorm(0.0212,58.0552)
b71[1] ~ dnorm(-0.3538,45.1199)
b72[1] ~ dnorm(-0.2397,40.6395)
b73[1] ~ dnorm(0,1)
b74[1] ~ dnorm(0,1)
b75[1] ~ dnorm(0,1)
b76[1] ~ dnorm(0,1)
b77[1] ~ dnorm(0,1)
b81[1] ~ dnorm(0.3418,38.3170)
b82[1] ~ dnorm(0.5981,10.3135)
b83[1] ~ dnorm(0,1)

```


Lampiran 5 Data Penelitian $X_1 - X_7$

No	Kategori	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
1	1	19	42	0	1	3	4	1	7
2	1	20	40	0	1	2	15	3	4
3	1	22	33	0	1	3	10	7	7
4	1	26	33	0	1	3	5	7	6
5	1	26	62	0	1	3	15	5	3
6	1	14	23	1	0	0	3	5	6
7	1	1	48	0	1	3	16	5	7
8	1	1	29	0	1	4	5	7	7
9	1	5	43	1	1	3	3	2	7
10	1	20	40	0	1	2	7	6	7
11	1	18	32	0	1	3	9	2	7
12	1	10	31	1	1	3	9	7	7
13	1	17	28	0	0	3	5	7	7
14	1	14	56	1	1	4	6	6	7
.
.
.
286	0	15	40	0	1	3	7	0	1
287	0	19	26	0	1	3	4	0	2
288	0	12	39	0	1	3	4	0	1
289	1	7	35	0	1	2	3	0	3
290	0	18	28	1	1	4	3	0	1
291	0	18	37	0	1	3	7	0	2
292	1	28	43	0	1	3	8	0	3
293	1	22	22	0	0	3	2	0	3
294	0	11	49	0	1	0	7	0	1
295	0	12	55	0	1	0	10	0	2
296	1	25	39	0	0	3	5	0	3
297	1	25	52	1	1	3	12	0	3
298	0	17	56	0	1	0	16	0	1
299	1	10	54	1	1	2	2	2	3
300	1	24	26	0	1	4	8	0	3
301	0	19	24	0	0	0	3	2	2

Lampiran 6 Data Penelitian $X_8 - X_9$ (Lanjutan)

No	Kategori	Y	X_8	X_9
1	1	19	3	1
2	1	20	4	1
3	1	22	3	1
4	1	26	2	0
5	1	26	4	1
6	1	14	3	1
7	1	1	3	1
8	1	1	3	1
9	1	5	3	0
10	1	20	2	0
11	1	18	3	1
12	1	10	3	1
13	1	17	3	1
14	1	14	1	0
.
.
.
283	1	21	2	1
284	0	3	0	2
285	0	15	1	1
286	0	15	1	1
287	0	19	1	1
288	0	12	1	1
289	1	7	1	1
290	0	18	1	1
291	0	18	1	1
292	1	28	2	1
293	1	22	2	1
294	0	11	1	1
295	0	12	1	1
296	1	25	2	1
297	1	25	2	1
298	0	17	1	1
299	1	10	2	1
300	1	24	2	1
301	0	19	1	1

Lampiran 7 Surat Pernyataan



Nomor : 57/ASK-SBY/KA/II/2019
Lampiran : -
Perihal : Pemberian Ijin Memperoleh Data

Surabaya, 01 Februari 2019

Kepada Yth.
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Fakultas Matematika, Komputasi dan
Sains Data Departemen Statistika
Kampus ITS Sukolilo
Surabaya – 60111

Menunjuk Surat Saudara No. 006448/ITZ.VI.9.2/TU.00.09/2019 tanggal 23 Januari 2019 hal Permohonan Ijin Memperoleh Data untuk Tugas Akhir atas nama DESI USFALIANA NRP 062111745000008.

Pada prinsipnya kami memberikan ijin kepada mahasiswi tersebut untuk memperoleh data dalam rangka tugas akhir yang bersangkutan dari bulan Februari 2019 s.d Maret 2019. Kami mohon data-data yang diperoleh dari perusahaan kami hanya dipergunakan untuk pembuatan tugas akhir dan tidak diperbolehkan untuk disebarluaskan.

Demikian kami sampaikan, atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

PT. Asuransi Kredit Indonesia
Cabang Surabaya



M Yanuar Hendro N
Kabag. Keu dan Akt

Tembusan :
- Arsip

PT. Asuransi Kredit Indonesia (Persero)

Kantor Cabang Surabaya Jl. Bilton No. 30, Gubeng, Surabaya Jawa Timur 60281, INDONESIA

P : +6231 5016666/5012606/5012607, F : +6231 5046433/5012608/5043447, E: kanwil04.askrindo@gmail.com, W: www.askrindo.co.id

BIODATA PENULIS



Penulis bernama **Desi Usfaliana** atau yang dalam kesehariannya akrab disapa **Desi**, lahir di **Lamongan**, **11 Desember 1996** dari pasangan **Agus Rinanto** dan **Musriatin** sebagai anak sulung dari tiga bersaudara. Penulis menempuh pendidikan formal **MI PPI Bintang Sembilan Babat (2002-2008)**, **MTsN Negeri Model 1 Babat (2008-2011)**, **MAN 2**

Lamongan (2011-2014), Departemen Statistika Bisnis (2014-2017), kemudian melanjutkan pendidikan Lintas Jalur di Departemen Statistika **ITS (2017-2019)** dan terdaftar dengan NRP 06211745000008. Penulis aktif di **Koperasi Mahasiswa tahun kepengurusan 2014-2015** sebagai **Staff HUMAS**, aktif di **Lembaga Dakwah Jurusan FORSIS ITS tahun kepengurusan 1436-1437 H** sebagai **Staff Jaringan** dan aktif di **Himpunan Mahasiswa Diploma III Statistika ITS (HIMADATA-ITS) tahun kepengurusan 2016-2017** sebagai **Kabinet Keprofesian**. Penulis juga mendapatkan beberapa pelatihan seperti **LKMM PrATD** dan **LKMM TD**, serta berpartisipasi dalam kepanitiaan beberapa acara kampus. Penulis juga mendapat kesempatan untuk **Kerja Praktek** di **BPS Kabupaten Bojonegoro** pada tahun 2016 dan **kerja praktek** di **PT. Askrindo (Persero) Cabang Surabaya** pada tahun 2018. **Segala kritik, saran dan pertanyaan** untuk penulis dapat disampaikan melalui alamat email **desiusfaliana1112@gmail.com**.