



TESIS - KS185411

**PEMODELAN TRANSAKSI SAHAM  
KABUPATEN/KOTA DI JAWA BALI DITINJAU DARI  
SOSIAL KEPENDUDUKAN DAN EKONOMI  
MENGUNAKAN STRUKTUR HIRARKI BAYESIAN  
DUA TINGKAT**

**IKA LULUS YULIATIN  
06211850010014**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Prof. NUR Iriawan, M.Ikomp., Ph.D**

**Program Magister  
Departemen Statistika  
Fakultas Sains dan Analitika Data  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
2020**





**TESIS - KS185411**

**PEMODELAN TRANSAKSI SAHAM  
KABUPATEN/KOTA DI JAWA BALI DITINJAU DARI  
SOSIAL KEPENDUDUKAN DAN EKONOMI  
MENGUNAKAN STRUKTUR HIRARKI BAYESIAN  
DUA TINGKAT**

**IKA LULUS YULIATIN  
06211850010014**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Prof. NUR Iriawan, M.lkomp., Ph.D**

**Program Magister  
Departemen Statistika  
Fakultas Sains dan Analitika Data  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
2020**





**THESIS - KS185411**

**ON MODELING OF DISTRICT/CITY STOCK  
TRANSACTIONS IN JAVA AND BALI VIEWED FROM  
SOCIAL POPULATION AND ECONOMY USING  
TWO-LEVEL HIERARCHICAL STRUCTURE WITH  
BAYESIAN APPROACH**

**IKA LULUS YULIATIN  
06211850010014**

**Supervisors  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Prof. NUR Iriawan, M.lkomp., Ph.D**

**Magister Program  
Department of Statistics  
Faculty of Science and Data Analytics  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
2020**



## LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

**Magister Statistik (M.Stat)**

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh

**IKA LULUS YULIATIN**

**NRP:06211850010014**


Tanggal Ujian: 28 Juli 2020

Periode Wisuda: September 2020


disetujui oleh:

**Pembimbing:**

1. Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.  
NIP. 196912121993032002

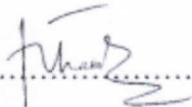
  
.....

2. Prof. NUR Iriawan, M.Ikom., Ph.D.  
NIP. 196210151988031002

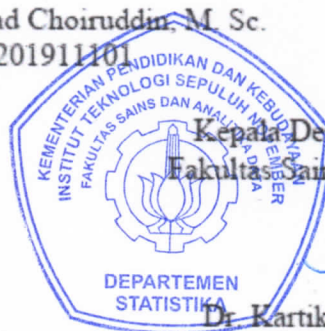
  
.....

3. Irhamah, M.Si., Ph D.  
NIP. 197804062001122002

**Penguji:**

  
.....

4. Dr. Achmad Choiruddin, M. Sc.  
NIP. 1991201911101

  
.....

Kepala Departemen Statistika  
Fakultas Sains dan Analitika Data

Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.  
NIP: 196912121993032 002





# PEMODELAN TRANSAKSI SAHAM KABUPATEN/KOTA DI JAWA BALI DITINJAU DARI SOSIAL KEPENDUDUKAN DAN EKONOMI MENGUNAKAN STRUKTUR HIRARKI BAYESIAN DUA TINGKAT

Nama Mahasiswa : Ika Lulus Yuliatin  
NRP : 062118 5001 0014  
Pembimbing : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.  
Co. Pembimbing : Prof. NUR Iriawan, M.Ikom., Ph.D.

## ABSTRAK

Kondisi perekonomian negara Indonesia cenderung fluktuatif sehingga dibutuhkan suatu cara untuk melihat tingkat fluktuasi tersebut, salah satunya dengan melihat perkembangan saham di pasar modal. Semakin maju tingkat ekonomi masyarakat maka semakin besar peran pasar modal di wilayah tersebut. Nilai indeks dan harga saham sangat berpengaruh pada keputusan seseorang untuk melakukan transaksi saham baik menjual maupun membeli saham di pasar modal. Naik turunnya indeks harga saham terjadi karena di dalam perekonomian ada kekuatan tertentu yang menyebabkan tingkat harga melonjak sekaligus baik dari segi faktor ekonomi maupun faktor sosial kependudukan. Berdasarkan uraian tersebut maka pada penelitian ini ingin dilakukan pemodelan jumlah nilai transaksi saham menggunakan struktur hirarki dua tingkat dengan pendekatan Bayesian di Provinsi Bali, Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur ditinjau dari segi faktor sosial kependudukan dan ekonomi. Data transaksi saham dan faktor yang mempengaruhinya dalam penelitian ini merupakan data berstruktur hirarki dengan pola mengikuti distribusi Log Normal 2-parameter dan 3-parameter. Estimasi parameter model menggunakan metode Bayesian satu tingkat dan metode hirarki Bayesian. Pada model hirarki Bayesian dilakukan pemodelan alternatif 1 dan alternatif 2. Evaluasi kebaikan model menggunakan DIC. Hasil analisis menunjukkan pemodelan terbaik menggunakan hirarki Bayesian pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter.

**Kata kunci:** *DIC, Hirarki Bayesian, Log Normal, Transaksi Saham.*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

**ON MODELING OF DISTRICT/CITY STOCK TRANSACTIONS IN  
JAVA AND BALI VIEWED FROM SOCIAL POPULATION AND  
ECONOMY USING TWO-LEVEL HIERARCHICAL STRUCTURE WITH  
BAYESIAN APPROACH**

Name of Student : Ika Lulus Yuliatin  
Student Identity Number : 062118 5001 0014  
Supervisor : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.  
Co. Supervisor : Prof. NUR Iriawan, M.Ikom., Ph.D.

**ABSTRACT**

The condition of the Indonesian economy tends to fluctuate, so we need a way to see the level of fluctuation, one of which is by looking at the development of stocks in the capital market. The more advanced the community's economic level, the greater the role of the capital market in the region. The index value and stock price greatly influence a person's decision to conduct stock transactions, both selling and buying shares in the capital market. The rise and fall of the stock price index occur because in the economy certain forces cause the price level to jump at the same time both in terms of economic factors and social demographic factors. Based on this description, this study aims to model the number of stock transaction values using a two-level hierarchical structure with a Bayesian approach in the Provinces of Bali, West Java, Central Java, and East Java in terms of social, demographic and economic factors. Stock transaction data and the factors that influence it in this study are hierarchically structured data with a pattern following the 2-parameter and 3-parameter Log Normal distribution. Estimation of model parameters using a one-level Bayesian method and Bayesian hierarchical method. In the Bayesian hierarchical model, alternative 1 and alternative 2 modelings are carried out. Evaluate the goodness of the model using DIC. The analysis results show the best modeling using a hierarchical Bayesian approach 3-parameter Normal Log distribution.

***Keywords:*** *DIC, Bayesian Hierarchy, Log Normal, Stock Transactions*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, taufik, serta hidayah-Nya sehingga tesis ini dapat diselesaikan tepat pada waktunya. Tesis yang berjudul “*Pemodelan Transaksi Saham Kabupaten/Kota di Jawa Bali Ditinjau dari Sosial Kependudukan dan Ekonomi Menggunakan Struktur Hirarki Bayesian Dua Tingkat*” ini disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan dalam rangka menyelesaikan pendidikan pada Program Magister Departemen Statistika Fakultas Sains dan Analitika Data.

Dalam penyusunan tesis ini, penulis banyak memperoleh bimbingan dan petunjuk, serta bantuan dan dukungan dari berbagai pihak baik dari institusi maupun luar institusi. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si. sebagai Kepala Departemen Statistika ITS yang sekaligus sebagai dosen pembimbing atas segala bimbingan, arahan, motivasi dan dukungan yang sangat besar bagi penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
2. Ibu Santi Wulan Purnami, M.Si., Ph.D. selaku Sekretaris Departemen I (Bidang Akademik, Kemahasiswaan, Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat)
3. Ibu Dr. Vita Ratnasari, M.Si. selaku Sekretaris Departemen II (Bidang Sumber Daya Keuangan, Sumber Daya Manusia, dan Sarana Prasarana)
4. Bapak Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prasetya, M.Si. selaku Kepala Program Studi Pascasarjana Departemen Statistika ITS yang telah memberikan saran dan dukungan bagi penulis dalam menyelesaikan tesis dan memberikan masukan untuk perbaikan buku tesis ini.
5. Bapak Prof. NUR Iriawan, M.Ikom., Ph.D. selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu, membimbing dengan sabar, memberikan saran-saran, dan dukungan yang sangat besar bagi penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
6. Ibu Irhamah, M.Si Ph.D. dan Bapak Dr. Achmad Choiruddin, M. Sc. selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan arahan dengan penuh kesabaran untuk perbaikan tesis ini.

7. Seluruh dosen Departemen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu selama perkuliahan dan karyawan yang telah membantu dalam penyelenggaraan perkuliahan.
8. Pihak ITS melalui beasiswa Fresh Graduate karena telah mengizinkan penulis untuk menempuh studi S2.
9. Bapak, Ibu, dan Adik sebagai keluarga yang selalu memberikan doa dan dukungan selama ini.
10. Teman-teman seperjuangan S2, HIMPAS ITS, dan keluarga MUTIARA atas semangat yang diberikan pada penulis.
11. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Pembuatan laporan tesis ini masih jauh dari kesempurnaan, besar harapan dari penulis untuk menerima kritik dan saran yang berguna untuk perbaikan di masa mendatang. Semoga laporan tesis ini bermanfaat.

Surabaya, Juni 2020

Ika Lulus Yuliatin

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
ABSTRAK .....	iii
ABSTRACT .....	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI .....	ix
DAFTAR GAMBAR .....	xi
DAFTAR TABEL .....	xv
DAFTAR LAMPIRAN .....	xvii
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	6
1.3 Tujuan Penelitian .....	6
1.4 Manfaat Penelitian .....	7
1.5 Batasan Masalah.....	7
BAB II LANDASAN TEORI .....	9
2.1 Model Linier Hirarki .....	9
2.2 Pengujian Distribusi Data .....	9
2.3 Distribusi Log Normal 2-parameter .....	13
2.4 Distribusi Log Normal 3-parameter .....	14
2.5 Analisa Bayesian .....	15
2.6 Fungsi <i>Likelihood</i> .....	17
2.7 Distribusi <i>Prior</i> .....	19
2.8 Distribusi <i>Posterior</i> .....	23
2.9 <i>Markov Chain Monte Carlo</i> (MCMC).....	26
2.10 <i>Gibbs Sampling</i> .....	27
2.11 <i>Credible Interval</i> .....	29
2.12 <i>Deviance Information Criterion</i> (DIC) .....	30
2.13 Kajian Non Statistik .....	30
2.13.1 Saham.....	30

2.13.2	Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Investasi.....	31
<b>BAB III</b>	<b>METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>33</b>
3.1	Sumber Data .....	33
3.2	Skema Struktur Hirarki .....	34
3.3	Kerangka Konsep.....	34
3.4	Definisi Variabel.....	37
3.5	Struktur Data Penelitian.....	38
3.6	Metode dan Tahap Penelitian .....	39
<b>BAB IV</b>	<b>HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>42</b>
4.1	Karakteristik Nilai Transaksi Saham .....	43
4.2	Distribusi Data Nilai Transaksi Saham.....	44
4.3	Karakteristik Faktor yang Mempengaruhi Nilai Transaksi Saham ....	47
4.4	Estimasi Model Bayesian Satu Tingkat.....	50
4.4.1	Estimasi Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter .....	51
4.4.2	Estimasi Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter .....	55
4.5	Estimasi Model Hirarki Bayesian Dua Tingkat.....	59
4.5.1	Model Alternatif 1 .....	59
a.	Pendekatan Log Normal 2-parameter.....	60
b.	Pendekatan Log Normal 3-parameter.....	66
4.5.2	Model Alternatif 2 .....	71
a.	Pendekatan Log Normal 2-parameter.....	71
b.	Pendekatan Log Normal 3-parameter.....	75
4.6	Pemilihan Model Terbaik .....	78
<b>BAB V</b>	<b>PENUTUP .....</b>	<b>81</b>
5.1	Kesimpulan .....	81
5.2	Saran .....	82
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>83</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>		<b>87</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>		<b>123</b>



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Struktur Parameter Model Hirarki Bayes Dua Tingkat Berdasarkan Log Normal 3-parameter .....	20
Gambar 3.1 Skema Struktur Hirarki Data Penelitian.....	34
Gambar 3.2 Kerangka Konsep Penelitian .....	35
Gambar 3.3 <i>Flowchart</i> Penelitian .....	42
Gambar 4.1 Histogram Nilai Transaksi Saham setiap Provinsi.....	44
Gambar 4.2 Karakteristik Data Transaksi Saham Tahun 2018.....	45
Gambar 4.3 <i>Plot</i> PDF Distribusi Log Normal 3-parameter Data Jumlah Transaksi Saham.....	46
Gambar 4.4 <i>Plot</i> PDF Distribusi Log Normal 3-parameter Data Jumlah Transaksi Saham setiap Provinsi .....	46
Gambar 4.5 Histogram Data $X_1$ - $X_4$ .....	48
Gambar 4.6 Histogram Data $X_5$ - $X_8$ .....	49
Gambar 4.7 <i>Directed Acyclic Graph</i> (DAG) Log Normal 2-parameter Satu Tingkat .....	51
Gambar 4.8 <i>Trace Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter (Iterasi 500-20,000) .....	52
Gambar 4.9 <i>Serial Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter 19,500 Iterasi .....	52
Gambar 4.10 <i>Autocorrelation Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter .....	53
Gambar 4.11 <i>Quantile Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter .....	53
Gambar 4.12 <i>Density Plot</i> Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter .....	54
Gambar 4.13 <i>Directed Acyclic Graph</i> (DAG) Log Normal 3-parameter Satu Tingkat .....	55
Gambar 4.14 <i>Trace Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter (Iterasi 6,000-50,000) .....	56

Gambar 4.15 <i>Serial Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3- parameter 54,000 Iterasi .....	56
Gambar 4.16 <i>Autocorrelation (ACF) Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter .....	57
Gambar 4.17 <i>Quantiles Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3- parameter .....	57
Gambar 4.18 <i>Density Plot</i> Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3- parameter .....	58
Gambar 4.19 <i>Directed Acyclic Graph (DAG)</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter .....	60
Gambar 4.20 <i>Trace Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90,000).....	61
Gambar 4.21 <i>Serial Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90,000).....	62
Gambar 4.22 <i>Autocorrelation (ACF) Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu .....	62
Gambar 4.23 <i>Quantiles Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2- parameter Tahap Satu.....	62
Gambar 4.24 <i>Density Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu.....	63
Gambar 4.25 <i>Directed Acyclic Graph (DAG)</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter .....	67
Gambar 4.26 <i>Trace Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90.000).....	67
Gambar 4.27 <i>Serial Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90.000).....	68
Gambar 4.28 <i>Autocorrelation (ACF) Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu .....	68
Gambar 4.29 <i>Quantiles Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3- parameter Tahap Satu.....	68
Gambar 4.30 <i>Density Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu.....	69

Gambar 4.31 <i>Trace Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000).....	72
Gambar 4.32 <i>Serial Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000).....	72
Gambar 4.33 <i>Autocorrelation (ACF) Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua .....	72
Gambar 4.34 <i>Quantiles Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2- parameter Tahap Dua.....	72
Gambar 4.35 <i>Density Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua.....	73
Gambar 4.36 <i>Trace Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000).....	75
Gambar 4.37 <i>Serial Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000).....	75
Gambar 4.38 <i>Autocorrelation (ACF) Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua .....	76
Gambar 4.39 <i>Quantiles Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3- parameter Tahap Dua.....	76
Gambar 4.40 <i>Density Plot</i> Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua.....	76

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Jumlah Kabupaten/Kota Berdasarkan Variabel Transaksi Saham.....	33
Tabel 3.2 Variabel Penelitian.....	37
Tabel 3.3 Struktur Data Hirarki Dua Tingkat .....	39
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Nilai Transaksi Saham.....	43
Tabel 4.2 Hasil Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> Data.....	45
Tabel 4.3 Ringkasan Parameter <i>Plot</i> PDF Data Transaksi Saham.....	47
Tabel 4.4 Korelasi Variabel Prediktor dengan Nilai Transaksi Saham .....	48
Tabel 4.5 Statistik Deskriptif Variabel Independen.....	50
Tabel 4.6 Pengujian Signifikansi Parameter Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter.....	54
Tabel 4.7 Pengujian Signifikansi Parameter Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter.....	58
Tabel 4.8 Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Satu.....	63
Tabel 4.9 Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Tahap Satu Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter .....	64
Tabel 4.10 Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Satu Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter .....	65
Tabel 4.11 Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Satu .....	69
Tabel 4.12 Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Satu .....	70
Tabel 4.13 Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Satu Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter .....	71
Tabel 4.14 Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Dua.....	73
Tabel 4.15 Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Dua.....	74

Tabel 4.16 Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Dua Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter.....	74
Tabel 4.17 Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Dua .....	76
Tabel 4.18 Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Dua .....	77
Tabel 4.19 Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Dua Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter.....	77
Tabel 4.20 DIC Pemodelan .....	78

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data .....	87
Lampiran 2 <i>Correlation</i> : W1; W2; W3; W4; W5; W6; W7 .....	89
Lampiran 3 <i>Goodness of Fit – Summary</i> .....	90
Lampiran 4 Hasil Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter .....	92
Lampiran 5 Hasil Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter .....	92
Lampiran 6 Hasil Pemodelan Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Satu .....	93
Lampiran 7 Hasil Pemodelan Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Satu .....	94
Lampiran 8 Hasil Pemodelan Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Dua .....	96
Lampiran 9 Hasil Pemodelan Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Dua .....	97
Lampiran 10 DIC Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter.....	99
Lampiran 11 DIC Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter.....	99
Lampiran 12 DIC Pemodelan Hirarki Log Normal 2-parameter Tahap Satu ..	99
Lampiran 13 DIC Pemodelan Hirarki Log Normal 3-parameter Tahap Satu ..	99
Lampiran 14 DIC Pemodelan Hirarki Log Normal 2-parameter Tahap Dua...	99
Lampiran 15 DIC Pemodelan Hirarki Log Normal 3-parameter Tahap Dua...	99
Lampiran 16 DIC <i>Syntax</i> Pemodelan Bayesian Satu Tingkat.....	99
Lampiran 17 DIC <i>Syntax</i> Pemodelan Hirarki Bayesian .....	100
Lampiran 18 Lampiran Gambar .....	109
SURAT PERNYATAAN .....	121





# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Investasi atau penanaman modal merupakan variabel yang sangat penting dalam perekonomian. Pertama, investasi mendorong peningkatan pertumbuhan ekonomi (Tachiwou, 2010). Kedua, investasi mendorong penciptaan lapangan pekerjaan sehingga dapat mengurangi pengangguran dan kemiskinan. Ketiga, investasi dapat digunakan sebagai pemerataan antar daerah melalui intervensi pemerintah. Terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi frekuensi dan besarnya investasi seperti; suku bunga, PDRB (Produk Domestik Regional Bruto), kondisi sarana prasarana, birokrasi, kualitas sumber daya manusia, peraturan pemerintah, stabilitas politik serta keamanan, dan sosial budaya (Nugroho, 2008). Secara umum investasi dapat dibedakan menjadi dua, yaitu investasi sektor *real* dan finansial. Salah satu investasi sektor finansial yang semakin berkembang adalah investasi saham di pasar modal.

Saat ini, kondisi perekonomian negara Indonesia cenderung fluktuatif. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengamati perkembangan perekonomian negara yang fluktuatif tersebut adalah dengan melihat perkembangan pasar modal sebagai *leading indicator* perekonomian. Semakin maju tingkat ekonomi masyarakat maka semakin besar peran pasar modal di daerah tersebut. Pasar modal dijadikan masyarakat sebagai media menginvestasikan uangnya, dengan harapan mendapatkan keuntungan sehingga bisa digunakan sebagai pembangunan usaha atau penambahan modal kerja. Tujuan dibangunnya pasar modal adalah dapat menggerakkan perekonomian suatu negara melalui swasta (Tachiwou, 2010). Pasar modal menjadi sarana utama dalam membangun perekonomian di negara-negara yang sudah maju (Samsul, 2015). Hampir seluruh negara di dunia sudah memiliki pasar modal atau yang disebut *capital market* kecuali negara yang masih berbenah.

Perkembangan investasi di pasar modal meningkat seiring dengan pertumbuhan ekonomi dan pertumbuhan jumlah penduduk (Asongu, 2013).

Perkembangan investasi di pasar modal saat ini merupakan hal yang sangat ditekankan oleh pemerintah. Bursa Efek Indonesia (BEI) telah melakukan berbagai upaya untuk meluruskan persepsi yang berkembang di masyarakat mengenai investasi saham di pasar modal yang terkesan mahal, rumit dan beresiko. Salah satunya adalah pada bulan November 2015 IDX (*Indonesia Stock Exchange*) meluncurkan kampanye yang diberi nama “Yuk Nabung saham”. Saham merupakan jenis surat berharga yang diperdagangkan di Bursa Efek. Saham diartikan sebagai bukti penyertaan modal di suatu perseroan atau kepemilikan perusahaan. Barang siapa memiliki saham, berarti ikut andil menyertakan modalnya di perusahaan tersebut.

Sebagai salah satu regulator dan penyelenggara perdagangan di pasar modal Indonesia, Bursa Efek Indonesia menyediakan data berupa data perdagangan saham, obligasi, dan derivatif. Salah satu data yang diterbitkan oleh Bursa Efek Indonesia adalah data demografi jumlah transaksi saham setiap kabupaten di mana melalui data tersebut menunjukkan besarnya nilai transaksi saham menurut kabupaten/kota.

Keputusan seseorang untuk melakukan transaksi saham baik menjual maupun membeli saham sangat dipengaruhi oleh indeks dan harga saham. Fluktuasi jumlah transaksi saham bergantung pada naik turunnya indeks harga saham tersebut. Naik turunnya indeks harga saham terjadi karena di dalam perekonomian ada kekuatan tertentu yang menyebabkan tingkat harga melonjak sekaligus maupun berlangsung secara bertahap. Faktor-faktor tersebut dapat berasal dari faktor ekonomi, lingkungan, kependudukan, pemerintahan, dan birokrasi (Galema dkk., 2008). Faktor ekonomi dapat berupa gejolak inflasi, pengaruh nilai tukar, dan tingkat suku bunga. Faktor kependudukan dapat berupa pengangguran dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Penelitian mengenai saham dengan faktor-faktor tersebut pernah dilakukan oleh Mardiyati & Rosalina (2013) yang menunjukkan bahwa secara parsial nilai tukar memiliki pengaruh negatif dan signifikan terhadap indeks harga saham properti, sedangkan tingkat suku bunga dan inflasi memiliki pengaruh positif, tetapi tidak signifikan terhadap indeks harga saham properti meskipun memiliki nilai koefisien korelasi yang tinggi. Hal tersebut menunjukkan bahwa penelitian yang dilakukan belum baik dalam memodelkan indeks harga

saham dengan faktor ekonomi. Penelitian lain juga dilakukan oleh Gudono (2007) menunjukkan bahwa secara parsial tingkat suku bunga tidak berpengaruh signifikan terhadap indeks harga saham properti. Hasil penelitian ini sangat berbeda dengan penelitian yang dilakukan oleh Mardiyati & Rosalina (2013) meskipun variabel yang digunakan memiliki kesamaan. Hasil penelitian lain dilakukan oleh Meta (2005); Kusuma & Hartanto (2008); Permana (2009) menyatakan bahwa nilai tukar, tingkat suku bunga, dan inflasi berpengaruh terhadap indeks harga saham properti sehingga apabila akan dilakukan pemodelan jumlah transaksi saham dengan faktor-faktor ekonomi sangat tepat karena penelitian-penelitian sebelumnya hanya menggunakan data indeks harga saham.

Sehubungan dengan itu, Penelitian mengenai investasi saham dengan faktor kependudukan pernah dilakukan Kurniawan & Barry (2014) menunjukkan investasi berpengaruh secara negatif terhadap pengangguran. Hal ini berarti di saat investasi meningkat satu satuan maka tingkat pengangguran akan menurun sebesar satu satuan. Namun, penelitian mengenai jumlah transaksi saham dengan pengangguran belum pernah dilakukan begitu pula penelitian mengenai transaksi saham dengan faktor ekonomi yang lain juga belum pernah dilakukan. Penelitian-penelitian mengenai pengangguran juga pernah dilakukan oleh Arestis dkk. (2007); Farsio & Fazel (2013); Loungani dkk. (1990) menunjukkan ada hubungan keterkaitan yang sangat erat antar pengangguran dan pasar saham. Penelitian yang lain juga pernah dilakukan oleh Boozer & Ranis (2011) menunjukkan bahwa indeks pembangunan manusia sangat menentukan tingkat pertumbuhan ekonomi. Penelitian-penelitian tersebut merupakan pemodelan investasi saham dengan variabel sosial maupun ekonomi yang dilakukan dengan menggunakan regresi linear dan nilai *R-Square* sebagai kriteria kebaikan modelnya di mana dari setiap kriteria variabel yang sama pada kasus yang berbeda didapatkan nilai signifikansi yang berbeda. Berdasarkan uraian tersebut maka pada penelitian ini ingin dilakukan pemodelan jumlah transaksi saham menggunakan struktur hirarki dua tingkat dengan pendekatan Bayesian.

Penelitian dilakukan dengan pendekatan hirarki Bayesian karena proses pengelompokan data hirarki dibangun berdasarkan kesamaan antar anggota dalam satu kelompok. Sementara, antar anggota dari satu kelompok dan anggota

kelompok lainnya berbeda atau disebut terdapat varian antar kelompok (Goldstein, 2010). Pada kasus data jumlah nilai rekapitulasi transaksi saham jumlah unit pengamatan tidak seimbang antar kabupaten per provinsi. Pada jumlah kabupaten sangat bervariasi mulai dari 9 sampai 31 kabupaten. Hal tersebut menunjukkan bahwa terdapat varian antar kelompok pada data transaksi saham. Pemodelan cara tradisional mengabaikan struktur data sehingga tidak dapat menyelesaikan masalah dan menangkap fenomena sebenarnya (Iriawan, 2012). Struktur data dikatakan berhirarki apabila memiliki lebih dari satu unit analisis yang bersarang atau berkelompok (Steenbergen & Jones dalam Ismartini, 2013).

Alternatif untuk melakukan pemodelan data hirarki adalah analisis model *multilevel*. Model *multilevel* khusus dikembangkan untuk analisis data yang melibatkan dua atau lebih tingkatan hubungan antar variabel dan parameter sehingga model hirarki dapat digunakan untuk menguji hubungan antar variabel yang diukur pada tingkat yang berbeda-beda (Hox, 2010). Model hirarki dibentuk oleh dua sub model, yaitu model mikro dan makro. Pada kasus model hirarki dua tingkat, model mikro adalah hasil regresi yang menyatakan hubungan variabel respon yang akan diamati dan prediktor pada tingkat pertama, sementara model makro menyatakan hubungan antara koefisien regresi dari model mikro dengan variabel prediktor pada tingkat kedua (Iriawan, 2012). Pada pemodelan *multilevel*, model berhirarki dengan parameter dan regresi pada tingkat bawah, dikontrol oleh *hyper parameter* tingkat di atasnya (Gelman dkk., 2014).

Model hirarki mempunyai beberapa kelebihan. Pertama, dapat digunakan secara bersama untuk menganalisis pada beberapa tingkatan yang berbeda dalam satu analisis statistik. Kedua, varians responnya dapat dihitung pada setiap tingkatan (Hox, 2010). Hal ini memungkinkan untuk mengetahui kontribusi varians di setiap tingkatan data terhadap varians respon. Pada pemodelan hirarki Bayesian digunakan DIC (*Deviance Information Criterion*) sebagai kriteria kebaikan modelnya. Semakin kecil nilai DIC maka model tersebut semakin bagus. Selain itu, estimasi interval pada metode Bayesian menggunakan *Credible Interval* sehingga dapat menangani pola distribusi data jumlah transaksi saham yang asimetris.

Beberapa penelitian yang menggunakan konsep hirarki (*multilevel*) dengan pendekatan Bayes antara lain dilakukan oleh Yasmirullah & Iriawan (2019)

mengenai pemodelan pertumbuhan ekonomi dari segi penyaluran kredit perbankan berdasarkan distribusi normal, Pertiwi (2012) melakukan pemodelan pengeluaran per kapita dengan menggunakan pendekatan distribusi Log Normal 2 dan 3-parameter serta distribusi Gamma, Ismartini dkk. (2012) melakukan pemodelan pengeluaran perkapita rumah tangga menggunakan pendekatan Bayes dengan mengembangkan distribusi Log Normal 3-parameter (LN3) dan Log Logistik 3-parameter (LLD3), dan Wirawati dkk. (2017) juga melakukan pemodelan Bayesian data pengeluaran perkapita dengan mengembangkan distribusi Gamma 3-parameter.

Pembentukan model hirarki dua tingkat dilakukan dengan menggunakan karakteristik kabupaten/kota (faktor internal) sebagai prediktor pada tingkat pertama dan karakteristik provinsi (faktor eksternal) sebagai prediktor pada tingkat kedua. Pada penelitian ini dipilih empat provinsi di Indonesia, yaitu Bali, Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur. Provinsi tersebut memiliki kepadatan penduduk yang cukup tinggi di Indonesia dan aktifitas perekonomian yang pesat.

Seiring berkembangnya waktu, metode estimasi pada model hirarki juga mengalami perkembangan. Beberapa metode estimasi model hirarki yang dikembangkan adalah *Maximum Likelihood*, *Generalized Least Square* dengan pendekatan *Truncated Singular Value Decomposition*, *Maximum Marginal Likelihood* (MML) dengan *Gauss Hermite Numerical Quadrature*, dan lain sebagainya. Metode-metode tersebut dikenal sebagai metode estimasi klasik.

Pada metode klasik, model hirarki yang melibatkan banyak variabel mengakibatkan model menjadi kompleks. Model yang kompleks tersebut dapat diselesaikan melalui pendekatan Bayesian. Metode Bayesian sangat fleksibel dan mudah untuk mengestimasi parameter dari model hirarki yang kompleks (Wirawati dkk., 2017). Model hirarki sederhana seperti hirarki linier klasik memiliki keterbatasan terhadap jumlah sampel kecil dan jumlah data yang tidak seimbang. Pada model hirarki dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood* tidak cocok apabila digunakan pada jumlah sampel data yang tingkatan lebih tingginya kecil karena dapat mengakibatkan inferensia statistiknya tidak dapat dipercaya dan tidak mewakili kondisi sebenarnya (Raudenbush & Bryk dalam Ismartini, 2013). Berdasarkan penelitian yang dilakukan Browne & Draper (2006) membuktikan

bahwa estimasi dengan pendekatan Bayesian dalam model hirarki memiliki performa yang lebih baik dibandingkan metode klasik yang berbasis *Likelihood*. Goldstein (2010) juga menyatakan bahwa metode *Maximum Likelihood* cenderung menghasilkan presisi yang *overestimate* karena tidak memperhitungkan ketidakpastian dari random parameter yang diestimasi.

Hal yang sangat perlu diperhatikan pada pemodelan pendekatan Bayesian adalah informasi pola distribusi pengamatan. Data pengamatan dalam sudut pandang Bayesian dinyatakan berasal dari suatu distribusi probabilitas yang memiliki parameter-parameter yang tidak diketahui dengan pasti sehingga harus ditentukan terlebih dahulu distribusi dari parameter tersebut yang disebut distribusi *prior*. Ketepatan dalam penentuan distribusi *prior* akan sangat berpengaruh pada hasil estimasi. Pada penelitian ini akan digunakan *software* WinBUGS untuk memodelkan jumlah nilai transaksi saham (Yasmirullah & Iriawan, 2019).

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang tersebut maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana karakteristik distribusi jumlah transaksi saham per provinsi?
2. Bagaimana pemodelan yang tepat dalam menggambarkan hubungan antar jumlah transaksi saham per provinsi dengan variabel pendukung kebijakan daerah?
3. Faktor-faktor apa yang berpengaruh terhadap jumlah transaksi saham di masing-masing tingkat penelitian?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah tersebut maka tujuan penelitian ini adalah:

1. Ingin mengetahui karakteristik distribusi jumlah transaksi saham per provinsi.
2. Ingin mengetahui model yang tepat dalam menggambarkan hubungan antar jumlah transaksi saham per provinsi dengan variabel pendukung kebijakan daerah.

3. Ingin mendapatkan faktor-faktor apa saja yang berpengaruh terhadap jumlah transaksi saham di masing-masing tingkat penelitian.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Adapun berdasarkan rumusan masalah dan tujuan penelitian, manfaat yang didapat adalah:

1. Memperdalam wawasan keilmuan mengenai teori dan aplikasi Bayesian secara umum maupun dalam bidang ekonomi bagi penulis maupun pembaca.
2. Memberikan masukan kepada pemerintah mengenai kabupaten/kota mana saja yang masih rendah ketertarikan masyarakatnya dalam menabung saham agar pada daerah-daerah tersebut bisa dilakukan upaya lebih lanjut.
3. Memberikan gambaran mengenai jumlah transaksi saham di kabupaten/kota berdasarkan kependudukan, SDM (Sumber Daya Manusia), ekonomi, dan ketenagakerjaan.

#### **1.5 Batasan Masalah**

Adapun batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Analisis pemodelan yang akan dilakukan dari data jumlah transaksi saham per kabupaten/kota di beberapa provinsi di Indonesia adalah menggunakan model hirarki dua tingkat dengan pendekatan Bayesian dengan metode MCMC.
2. Provinsi yang dianalisis dalam penelitian ini adalah Provinsi Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, dan Bali dengan jumlah kabupaten/kota lebih dari 8 menyesuaikan ketersediaan data variabel respon.
3. Karakteristik kabupaten/kota membangun karakteristik provinsi tetapi tidak mempengaruhi provinsi lain.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Model Linier Hirarki**

Model linier hirarki dikenal dengan beberapa nama berbeda, seperti *Hierarchical Linier Model* (Raudenbush & Bryk dalam Ismartini, 2013), *Multilevel Linier Model* (Goldstein, 2010; Hox, 2010), dan *Random Coefficient Model*. Analisa model linier hirarki merupakan analisis multi tingkat (*multilevel*) yang struktur datanya berkelompok dan model tersebut berhirarki di mana parameter dari persamaan regresinya dijelaskan oleh *hyper parameter* pada tingkat di atasnya (Gelman dkk., 2014). Respon pada data berhirarki diukur di tingkat terendah saja, sedangkan data variabel penjelasnya diukur di tingkat terendah maupun tertinggi (Hox, 2010). Model linier hirarki menghasilkan persamaan regresi yang bertingkat karena adanya efek model regresi tingkat yang lebih rendah diregresikan dengan data di tingkat yang lebih tinggi.

Pada pemodelan hirarki setiap tingkat direpresentasikan oleh sub model yang menggambarkan hubungan antara variabel dalam satu tingkatan dan menjelaskan pengaruh hubungan dengan variabel pada tingkat lainnya. Model tersebut dikenal dengan model mikro dan model makro (Hox, 2010). Pada umumnya tujuan penggunaan model hirarki dalam analisis data adalah (Yuliatin dkk., 2020):

1. Meningkatkan hasil estimasi pengaruh unit pada tingkat terendah.
2. Memodelkan pengaruh antar tingkatan struktur data hirarki.
3. Melakukan partisi komponen varians antar tingkatan struktur data hirarki.

Pada analisis data berhirarki terdapat empat hal pokok yang terkait dengan pengaruh model linier hirarki (Best dkk., 2011):

1. Pemodelan data dengan struktur yang kompleks.
2. Pemodelan kontekstual yang menyatakan hubungan mikro dan makro.
3. Pemodelan keragaman.
4. Pemodelan data yang dependen.

Pemodelan dengan menggunakan regresi konvensional satu tingkat tidak lagi sesuai ketika terdapat data yang bersarang pada suatu kelompok karena data

tidak lagi independen (Congdon, 2010). Apabila struktur kelompok tersebut diabaikan maka standar error akan menjadi bias dan inferensia terhadap pengaruh prediktor tidak tepat (Hox, 2010).

Masing-masing tingkat pada model hirarki ditampilkan dalam sub model yang menggambarkan hubungan antara variabel yang terdapat di dalam tingkat. Persamaan regresi linier dua tingkat model yang berhirarki terhadap parameter *intercept* adalah (Gelman dkk., 2014):

### 1. Model tingkat satu

Persamaan model pada tingkat satu untuk setiap kelompok adalah

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1ij} + \beta_{2j}X_{2ij} + \dots + \beta_{kj}X_{kij} + e_{ij}$$

$$i = 1, 2, \dots, n_j$$

$$j = 1, 2, \dots, m$$

Bila dinyatakan dalam bentuk vektor menjadi

$$\mathbf{Y}_j = \boldsymbol{\beta}_j \mathbf{X}_j + \mathbf{e}_j \quad (2.1)$$

di mana,

$$\mathbf{Y}_j = \begin{pmatrix} Y_{1j} & Y_{2j} & \dots & Y_{n_jj} \end{pmatrix}^T$$

$$\mathbf{X}_j = \begin{pmatrix} 1 & X_{11j} & X_{21j} & \dots & X_{k1j} \\ 1 & X_{12j} & X_{22j} & \dots & X_{k2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{1n_jj} & X_{2n_jj} & \dots & X_{kn_jj} \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta}_j = \begin{pmatrix} \beta_{0j} & \beta_{1j} & \dots & \beta_{kj} \end{pmatrix}^T$$

$$\mathbf{e}_j = \begin{pmatrix} e_{1j} & e_{2j} & \dots & e_{n_jj} \end{pmatrix}^T$$

### 2. Model tingkat dua

Akan dihasilkan sebanyak  $m$  model regresi dari model mikro. Nilai parameter model-model regresi tersebut adalah  $\beta_{rj}$  di mana  $r = 1, 2, \dots, k$ . Nilai koefisien regresi tersebut sangat bervariasi. Nilai variasi tersebut dapat dijelaskan dengan meregresikan setiap koefisien  $\beta_{rj}$  dengan seluruh prediktor pada model tingkat dua. Hubungan model regresi ini dikenal dengan model makro yang persamaan modelnya adalah

$$\beta_{rj} = \gamma_{0r} + \gamma_{1r}W_{1j} + \gamma_{2r}W_{2j} + \dots + \gamma_{lr}W_{lj} + u_{rj}, \quad r = 0, 1, \dots, k$$

di mana  $j = 0, 1, \dots, m$

Apabila dinyatakan dalam vektor persamaan tersebut adalah

$$\boldsymbol{\beta}_r = \mathbf{W}\boldsymbol{\gamma}_r + \mathbf{u}_r, \quad (2.2)$$

dengan

$$\boldsymbol{\beta}_r = (\beta_{r1} \quad \beta_{r2} \quad \dots \quad \beta_{rm})^T$$

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} 1 & W_{11} & W_{21} & \dots & W_{lk} \\ 1 & W_{12} & W_{22} & \dots & W_{l2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & W_{1m} & W_{2m} & \dots & W_{lm} \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{\gamma}_r = (\gamma_{0r} \quad \gamma_{1r} \quad \dots \quad \gamma_{lr})^T$$

$$\mathbf{u}_r = (u_{r1} \quad u_{r2} \quad \dots \quad u_{rm})^T$$

Persamaan tersebut dalam model hirarki merupakan *separate equation model*. Persamaan gabungan yang didapatkan menjadi *single equation model* dari model hirarki adalah (De Leeuw dkk., 2008)

$$\mathbf{Y}_j = \mathbf{X}_j \mathbf{W}_j \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{X}_j \mathbf{u}_j + \mathbf{e}_j, \quad (2.3)$$

$\mathbf{X}_j \mathbf{W}_j \boldsymbol{\gamma}$  = suku tetap yang *deterministic* dalam model hirarki

$\mathbf{X}_j \mathbf{u}_j$  = suku random yang stokastik dalam model hirarki

$E(\mathbf{y}_j)$  =  $\mathbf{X}_j \mathbf{W}_j \boldsymbol{\gamma}$ ,

$Var(\mathbf{y}_j)$  =  $\mathbf{X}_j \mathbf{T} \mathbf{X}_j^T + \sigma_j^2 \mathbf{I}_{nj}$

Variabel  $\mathbf{W}$  menjadikan interpretasi model hirarki cukup rumit pada persamaan (2.3). Variabel  $\mathbf{W}$  berpengaruh terhadap variabel  $\mathbf{X}$  dan  $\mathbf{Y}$  sehingga matriks  $\mathbf{W}$  adalah *moderator variable* pada hubungan antara  $\mathbf{X}$  dan  $\mathbf{Y}$  (Hox, 2010). Interpretasi dari koefisien regresi model mikro dan koefisien regresi model makro terhadap  $\mathbf{Y}$  tergantung pada tanda positif dan negatif dari kedua koefisien regresi tersebut. Jika koefisien  $\gamma_r$  bernilai positif maka dapat dikatakan bahwa  $\mathbf{X}$  akan menyebabkan nilai  $\mathbf{Y}$  lebih tinggi karena adanya  $\mathbf{W}$ . Sebaliknya, jika koefisien

$\gamma_r$  bernilai negatif maka dapat dikatakan bahwa keberadaan  $W$  mengakibatkan pengaruh  $X$  akan membuat nilai  $Y$  lebih rendah.

Asumsi model hirarki dua tingkat adalah

a. Level Mikro

- i. Residual bersifat independen atau  $Cov(e_{ij}, e_{i^*j}) = 0, i \neq i^*$
- ii.  $e_{ij}$  berdistribusi normal
- iii.  $E(\mathbf{e}_j) = \mathbf{0}$
- iv.  $Var(\mathbf{e}_j) = \sigma_{[e]j}^2 \mathbf{I}_{nj}$

$\sigma_{[e]j}^2$  adalah varians residual model mikro kelompok ke- $j$ .

b. Level Makro

- i. Residual bersifat independen atau  $Cov(u_{rj}, u_{r^*j}) = 0, r \neq r^*$ , dan  $j \neq j^*$
- ii.  $u_{rj}$  berdistribusi normal
- iii.  $E(\mathbf{u}_{rj}) = \mathbf{0}$
- iv.  $Var(\mathbf{u}_{rj}) = \mathbf{T}_r$

dengan  $\sigma_{[u]rmm}^2$  adalah varians residual model makro untuk koefisien regresi ke- $r$  dalam persamaan (2.2) pada kelompok ke- $m$ .

$$\mathbf{T}_m = \begin{bmatrix} \sigma_{[u]r11}^2 & \sigma_{[u]r21}^2 & \cdots & \sigma_{[u]r1m}^2 \\ \sigma_{[u]r12}^2 & \sigma_{[u]r22}^2 & \cdots & \sigma_{[u]r2m}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sigma_{[u]r1m}^2 & \sigma_{[u]r2m}^2 & \cdots & \sigma_{[u]rmm}^2 \end{bmatrix}$$

c. Antar Level

Residual level mikro bersifat independen terhadap residual level makro

$$Cov(u_{rj}, u_{r^*j}) = 0$$

## 2.2 Pengujian Distribusi Data

Uji kesesuaian distribusi (*Goodness of fit*) dilakukan untuk mengetahui kesamaan antar data observasi terhadap distribusi yang dipilih. Terdapat banyak

metode dalam melakukan pengujian distribusi data, yaitu uji *Kolmogorov-Smirnov* (KS), uji *Anderson-Darling* (AD), dan uji *Pearson Chi-Square*. Uji *Kolmogorov-Smirnov* (KS) dan *Anderson-Darling* (AD) didasarkan pada pendekatan fungsi distribusi kumulatif, sedangkan uji *Pearson Chi-Square* didasarkan pada fungsi densitasnya. Pada penelitian ini digunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* (KS). Konsep teori dari uji KS adalah membandingkan fungsi distribusi kumulatif empiris ( $F_n(x_i)$ ) dengan fungsi distribusi kumulatif hipotesis ( $\hat{F}(x)$ ). Jika  $X_1, X_2, \dots, X_n$  adalah order statistik dari variabel random yang independen dengan distribusi kumulatif hipotesis dan distribusi kumulatif empiris didefinisikan dalam persamaan

$$F_n(x_i) = \frac{\text{Banyak data } X_i < x_i}{n} \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, m < n \quad (2.4)$$

Nilai  $F_n(x_i)$  dibandingkan dengan nilai distribusi hipotesis ( $\hat{F}(x)$ ). Statistik uji yang digunakan dalam uji *Kolmogorov-Smirnov* adalah jarak vertikal terbesar (sup) antara  $F_n(x_i)$  dan  $\hat{F}(x)$  yang dinotasikan dengan  $D_n$  (Iriawan, 2003). Hipotesis dalam pengujian tersebut adalah

$H_0$  : Data mengikuti pola distribusi sesuai dengan distribusi  $\hat{F}(x)$

$H_1$  : Data tidak mengikuti pola distribusi sesuai dengan distribusi  $\hat{F}(x)$

Penolakan hipotesis dilakukan menggunakan statistik uji  $D_n$  dituliskan dalam persamaan (2.5)

$$D_n = \sup |F_n(x_i) - \hat{F}(x)| \quad (2.5)$$

Jika nilai  $D_n < d_n$  atau nilai  $P\text{-value} < 0.05$  maka hipotesis nol ( $H_0$ ) ditolak. Sebaliknya jika  $D_n < d_n$  atau nilai  $P\text{-value} \geq 0.05$  maka hipotesis nol ( $H_0$ ) gagal ditolak. Nilai  $d_n$  merupakan nilai acuan yang diperoleh dari tabel *Kolmogorov-Smirnov*.

### 2.3 Distribusi Log Normal 2-parameter

Distribusi Log Normal adalah distribusi kontinyu positif. Distribusi ini banyak diterapkan pada analisa data yang memiliki karakteristik menceng kanan (*right skewnes*) (Johnson dkk. dalam Ismartini, 2013). Contoh penerapannya adalah

data di bidang ekonomi, seperti data pendapatan dan pengeluaran. Distribusi Log Normal disebut juga Antilog Normal karena merupakan bentuk eksponensial (antilog) variabel random yang berdistribusi normal. Jika  $Z$  adalah variabel random berdistribusi  $N(\mu, \sigma^2)$  PDF (*Probability Density Function*) distribusi adalah:

$$f(z | \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(z - \mu)^2\right]$$

$Y = \exp(Z)$  akan berdistribusi  $LN(\mu, \sigma^2)$  dengan PDF

$$f(y | \mu, \sigma^2) = \frac{1}{y\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln(y) - \mu)^2\right], y > 0, \mu > 0 \text{ dan } \sigma > 0, \quad (2.6)$$

di mana  $\mu$  adalah parameter lokasi (*location*), dan  $\sigma$  adalah parameter skala (*scale*).

$$\text{dan } E(Y) = \exp\left(\mu + \frac{1}{2}\sigma^2\right),$$

$$\text{serta } \text{Var} = \exp(2\mu + \sigma^2)(\exp(\sigma^2) - 1)$$

#### 2.4 Distribusi Log Normal 3-parameter

Persamaan (2.6) merupakan PDF dari Log Normal 2-parameter (LN). Selanjutnya, jika distribusi Log Normal 2-parameter diperluas dengan penambahan satu parameter  $\lambda$  sehingga probabilitas nilai  $Y$  kurang dari  $\lambda$  adalah sama dengan nol maka  $Y$  akan berdistribusi Log Normal 3-parameter (LN3) dengan PDF (Johnson dkk. dalam Ismartini, 2013).

$$f(y | \mu, \sigma^2, \lambda) = \frac{1}{(y - \lambda)\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln(y - \lambda) - \mu)^2\right], \quad (2.7)$$

di mana  $y > \lambda$ ,  $\lambda > 0$ ,  $\mu > 0$  dan  $\sigma > 0$ ,

$\lambda$  adalah parameter batas (*threshold*), *mean* dan varians dari distribusi Log Normal 3-parameter adalah

$$\text{dan } E(Y) = \exp\left(\mu + \frac{1}{2}\sigma^2\right) + \lambda,$$

$$\text{serta } \text{Var} = \exp(2\mu + \sigma^2)(\exp(\sigma^2) - 1)$$

Parameter  $\lambda$  berpengaruh terhadap lokasi distribusi, tetapi tidak berpengaruh terhadap varians atau bentuk distribusi (Johnson dkk. dalam Ismartini,

2013). Saat  $\lambda = 0$  distribusi Log Normal 3-parameter menjadi distribusi Log Normal 2-parameter, variabel random Log Normal 3-parameter memiliki sifat yang sama dengan Log Normal 2-parameter (Aitchison & Brown, 1957) sehingga  $Y - \lambda$  memiliki sifat yang sama dengan Log Normal 2-parameter.

Model hirarki Bayesian dikatakan sebagai model hirarki Bayesian berdasarkan distribusi Log Normal 3-parameter apabila distribusi dari variabel responnya memiliki karakteristik  $Y \sim LN3(\mu_{[y]}, \sigma^2_{[y]}, \lambda)$ . Pada pemodelan Bayesian yang mengikuti distribusi Log Normal 3-parameter dimulai dengan pembentukan struktur parameter berdasarkan bentuk fungsi rangkaian variabel prediktor yang divisualisasikan dengan menggunakan *Directed Acyclic Graph* (DAG). Selanjutnya, estimasi parameter dilakukan dengan distribusi *posterior* yang didasarkan pada fungsi *Likelihood* data dan distribusi *prior* dari parameter-parameternya (Yuliatin dkk., 2020).

## 2.5 Analisa Bayesian

Analisa Bayesian diperkenalkan dan dikembangkan pertama kali oleh Thomas Bayes pada abad 18. Thomas Bayes menemukan perlakuan matematika untuk masalah *non trivial* dari inferensia Bayesian. Metode Bayesian sering digunakan untuk menganalisa model statistik yang kompleks (Carlin & Chib, 1995) karena memiliki cara pandang yang berbeda dengan metode klasik. Inferensia Bayesian memiliki keuntungan dalam melakukan pemodelan statistik dan analisis data, yaitu menangani kelemahan parameter yang digunakan dalam pendekatan klasik atau *frekuentist* yang konstan dengan memandang sebuah peluang tidak lagi dilihat sebagai *frekuentist* relatif dari sample berulang melainkan menghitung suatu ketidakpastian dari distribusi parameter yang dibangun oleh data. Penggunaan metode ini berbeda dengan pendekatan klasik (*frequentist*). Penggunaan metode Bayesian semakin meningkat seiring perkembangan teknologi informasi sehingga analisis data yang sulit dilakukan secara *analytic* dapat diperoleh solusinya dengan menggunakan simulasi *computer* (Ismartini, 2013).

Secara konseptual metode Bayesian dikembangkan berdasarkan teorema Bayes yang memadukan distribusi *prior* dan informasi data (fungsi *Likelihood*) menjadi distribusi *posterior*. Box & Tiao (1973) dalam bukunya memaparkan jika

$Y$  adalah variabel random yang mengikuti pola distribusi tertentu dengan fungsi densitas  $f(y|\theta)$  dengan  $\theta$  adalah vektor parameter berukuran  $r$  atau  $\theta = (\theta_1 \theta_2 \dots \theta_r)^T$  sehingga pada pemodelan metode Bayesian yang variabel responnya mengikuti distribusi Log Normal 3-parameter, nilai  $\theta = (\beta \ \gamma \ \lambda \ \tau_{[y]} \ \tau_{[\beta]})^T$  berlaku  $f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})^T$ , dan  $\mathbf{y} = (y_1 \ y_2 \dots \ y_d)^T$  adalah vektor sampel berukuran  $n$  yang berdistribusi identik dan independen maka *joint* distribusi dari  $\theta$  dan  $y$  dapat dituliskan dalam persamaan (2.8).

$$f(\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\theta}) f(\boldsymbol{\theta}) = f(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{y}) f(\mathbf{y}). \quad (2.8)$$

Pemodelan Bayesian yang mengikuti distribusi Log Normal 3-parameter *joint* distribusi pada persamaan (2.8) menjadi

$$\begin{aligned} f(\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) &= f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) f(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \\ &= f(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]} | \mathbf{y}) f(\mathbf{y}). \end{aligned}$$

Apabila diberikan data pengamatan  $\mathbf{Y}$ , berdasarkan teorema Bayes distribusi *posterior* dari  $f(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{y})$  dapat diturunkan dari persamaan tersebut sehingga menjadi

$$f(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\theta}) f(\boldsymbol{\theta})}{f(\mathbf{y})} \quad (2.9)$$

$$f(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]} | \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) f(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})}{f(\mathbf{y})}.$$

$f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  adalah fungsi *Likelihood* data yang berisi informasi sampel

data dan dapat ditulis  $f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) = \prod_{i=1}^n f(y_i | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$ , sedangkan

$f(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  adalah fungsi distribusi *prior* dari parameter  $\theta$ , dan  $f(\mathbf{y})$

adalah fungsi konstan densitas, di mana

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

Batas integral diambil dari rentang  $\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}$ , dan  $\boldsymbol{\tau}_{[\beta]}$  serta  $f(\mathbf{y})$  konstan sehingga persamaan (2.9) dapat dinyatakan dalam bentuk proporsional pada persamaan (2.10).



$$f(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{y}) \propto f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\theta}) f(\boldsymbol{\theta}) \quad (2.10)$$

$$f(\boldsymbol{\beta}, \gamma, \lambda, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]} | \mathbf{y}) \propto f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \gamma, \lambda, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]}) f(\boldsymbol{\beta}, \gamma, \lambda, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]})$$

atau bisa dinamakan **Posterior**  $\propto$  **Likelihood**  $\times$  **prior**

Apabila  $Y$  adalah variabel random,  $f(\mathbf{y} | \boldsymbol{\theta})$  merupakan fungsi dari  $\boldsymbol{\theta}$  bukan  $Y$  sehingga fungsi dari  $\gamma, \lambda, \tau_{[y]}$ , dan  $\tau_{[\beta]}$  dengan syarat berdasarkan persamaan tersebut dapat diketahui distribusi *posterior* dari  $\gamma, \lambda, \tau_{[y]}$ , dan  $\tau_{[\beta]}$  didapatkan dari *prior*  $\gamma, \lambda, \tau_{[y]}$ , dan  $\tau_{[\beta]}$  yang diupdate dengan menggunakan data sampel yang terdapat pada *Likelihood* data. Hal tersebut sebagaimana yang dikatakan oleh Box & Tiao (1973) bahwa metode Bayesian didasarkan pada distribusi *posterior* yang merupakan kombinasi antara distribusi *prior* dan observasi yang digunakan untuk membangun *Likelihood*.

## 2.6 Fungsi Likelihood

Fungsi *Likelihood* sangat berperan penting dalam memodifikasi pengetahuan tentang *prior*  $\boldsymbol{\theta}$  (parameter) dan dapat dikatakan sebagai perwujudan dari informasi tentang  $\boldsymbol{\theta}$  yang berasal dari data. Fungsi *Likelihood* merupakan fungsi dari  $p(\mathbf{Y} | \boldsymbol{\theta})$  yang diakui sebagai fungsi dari  $\boldsymbol{\theta}$  untuk  $Y$  tetap (Box & Tiao, 1973). Prinsip dari *Likelihood* adalah dengan sampel yang diberikan, untuk setiap dua model peluang  $p(\mathbf{Y} | \boldsymbol{\theta})$  yang memiliki fungsi *Likelihood* sama akan menghasilkan inferensia  $\boldsymbol{\theta}$  yang sama pula, di mana parameter  $\boldsymbol{\theta}$  adalah  $\gamma, \lambda, \tau_{[y]}$ , dan  $\tau_{[\beta]}$ . Pada fungsi *Likelihood* model hirarki Log Normal 3-parameter, jika  $Y \sim LN3(\mu_{[y]}, \sigma^2_{[y]}, \lambda)$  dan  $\tau_{[y]} = 1/\sigma^2_{[y]}$  adalah parameter presisi maka berdasarkan persamaan (2.7), PDF (*Probability density Function*) variabel random  $Y$  adalah

$$f(\mathbf{y} | \mu_{[y]}, \tau_{[y]}, \lambda) = \frac{1}{(y - \lambda) \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\tau_{[y]}}{2} (\ln(y - \lambda) - \mu)^2\right] \quad (2.11)$$

Apabila terdapat sebanyak  $m$  variabel  $Y$  maka akan didapatkan bentuk vektor  $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \cdots \ \mathbf{y}_j \ \cdots \ \mathbf{y}_m]^T$  dengan  $\mathbf{y}_j = [y_{1j} \ y_{2j} \ \cdots \ y_{n_j j}]^T$ ,

$j = 1, 2, \dots, m$  dan  $\sum_{j=1}^m n_j = n$ . Apabila variabel random  $Y$  mengikuti distribusi Log

Normal 3-parameter  $Y \sim LN3(\mu_{[y]}, \sigma^2_{[y]}, \lambda)$  maka  $\ln(Y - \lambda) \sim LN3(\mu_{[y]}, \sigma^2_{[y]})$ .

Apabila diberikan  $\mathbf{x}_{ij}^T = [1 \quad x_{1ij} \quad x_{2ij} \quad \dots \quad x_{kij}]$  dan  $E(\ln(y_{ij} - \lambda_j)) = \mathbf{X}_{ij}^T \boldsymbol{\beta}_j$ ,

fungsi *Likelihood* dari  $y$  dinyatakan

$$\begin{aligned}
f_L(y_{ij} | \boldsymbol{\beta}_j, \tau_{[y]}, \lambda) &= \prod_{j=1}^m \prod_{i=1}^{n_j} f(y_{ij} | \boldsymbol{\beta}_{[y]}, \tau^2_{[y]j}, \lambda_j) \\
&= \prod_{j=1}^m \prod_{i=1}^{n_j} \frac{1}{\left( \prod_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \lambda_j) \right)} \sqrt{\frac{\tau_{[y]j}}{2\pi}} \exp \left[ -\frac{\tau_{[y]j}}{2} \left( \ln(y_{ij} - \lambda_j) - \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta}_j \right)^2 \right] \\
&= \prod_{j=1}^m \frac{\tau_{[y]j}^{n_j/2}}{\left( \prod_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \lambda_j) \right) (2\pi)^{n_j/2}} \exp \left[ -\frac{\tau_{[y]j}}{2} \sum_{i=1}^{n_j} \left( \ln(y_{ij} - \lambda_j) - \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta}_j \right)^2 \right] \\
&= \prod_{j=1}^m \frac{(2\pi)^{-n_j/2} \prod_{i=1}^{n_j} \tau_{[y]j}^{n_j/2}}{\left( \prod_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \lambda_j) \right)} \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_j} \tau_{[y]j} \left\{ \sum_{i=1}^{n_j} \left( \ln(y_{ij} - \lambda_j) - \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta}_j \right)^2 \right\} \right] \\
&\propto \prod_{j=1}^m \frac{\prod_{i=1}^{n_j} \tau_{[y]j}^{n_j/2}}{\left( \prod_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \lambda_j) \right)} \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_j} \tau_{[y]j} \left\{ \sum_{i=1}^{n_j} \left( \ln(y_{ij} - \lambda_j) - \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta}_j \right)^2 \right\} \right]
\end{aligned} \tag{2.12}$$

Bentuk persamaan mikro dan makronya ditunjukkan pada persamaan (2.13) dan (2.14).

Persamaan model mikro:

$$\ln(y_{ij} - \lambda_j) = \beta_{0j} + \sum_{r=1}^k \beta_{rj} x_{rij} + e_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, n_j, \quad j = 1, 2, \dots, m \tag{2.13}$$

Persamaan model makro:

$$\beta_{rj} = \gamma_{0r} + \sum_{q=1}^l \gamma_{qr} W_{qj} + u_{rj}, \quad r = 0, 1, \dots, k \tag{2.14}$$

## 2.7 Distribusi *Prior*

Untuk mencari estimator Bayes suatu parameter perlu diketahui bentuk *prior*nya. Karena distribusi *posterior* didapatkan dari hasil perkalian distribusi *prior* dan fungsi *Likelihood* data. Distribusi *prior* berupa suatu informasi peristiwa terdahulu mengenai parameter (Box & Tiao, 1973). Ketetapan penentuan distribusi *prior* parameter akan mempengaruhi ketepatan distribusi *posterior* yang akan diperoleh. Ketepatan ini akan berpengaruh pada pengambilan keputusan. Selain itu, penentuan *mean* dan varians dari distribusi *prior* juga merupakan hal yang penting. *Mean* menyatakan estimasi titik dari *prior* untuk parameter yang akan diestimasi, sedangkan varians menyatakan ukuran ketidakpastian penyebaran estimasi tersebut. Distribusi *prior* dapat diperoleh melalui data catatan peristiwa sebelumnya (*data base*) maupun kepercayaan peneliti saja apabila data kejadian masa lalu tidak ada (*non data base*). Pemilihan distribusi *prior* yang tepat kadang sangat sulit (Zellner, 1971). Kunci utama dalam menentukan distribusi *prior* adalah:

1. Informasi yang akan digunakan sebagai distribusi *prior*.
2. Sifat dari distribusi *posterior* yang akan dihasilkan.

Beberapa distribusi *prior* yang dikenal dalam metode Bayesian adalah.

- a. *Conjugate prior* dan *non conjugate prior*

*Conjugate prior* adalah *prior* yang dikaitkan dengan pola model *Likelihood* (Zellner, 1971).

- b. *Proper* dan *improper prior* (*Jeffrey Prior*)

Penentuan *prior* yang didasarkan pada cara pemberian pembobotan untuk setiap titik disepanjang domain parameter, apakah berdistribusi *Uniform* atau tidak (Ntzoufras, 2009).

- c. *Informative prior* dan *uninformative prior*

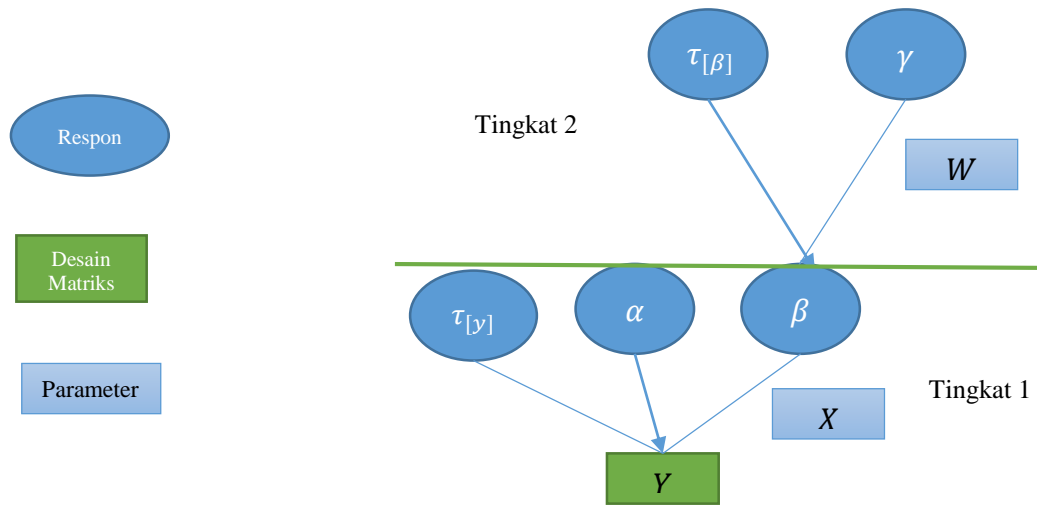
Penentuan distribusi *prior* didasarkan pada diketahui atau tidaknya pola distribusi data. *Prior* ini berkaitan dengan ketersediaan pengetahuan atau informasi sebelumnya mengenai pola distribusi data (Box & Tiao, 1973).

- d. *Pseudo prior*

*Pseudo prior*, yaitu *prior* yang ditentukan berdasarkan hasil elaborasi dari metode klasik. Misalnya ditentukan berdasarkan hasil estimasi parameter model regresi dengan *Ordinary Least Square* (OLS) (Carlin & Chib, 1995).

Pada pemodelan hirarki Bayesian dua tingkat distribusi *prior* model hirarki Log Normal 3-parameter terdapat dua *prior*, yaitu *prior* untuk parameter dan *hyper parameter*. Distribusi *prior* untuk parameter, yaitu  $\tau_{[y],\lambda}$ , dan  $\beta$  atau yang sering disebut parameter regresi mikro yang merepresentasikan parameter distribusi Log Normal 3-parameter. *Prior* untuk *hyper parameter*, yaitu  $\tau_{[\beta]}$  dan  $\gamma$  atau yang sering disebut parameter pada regresi makro yang merepresentasikan parameter distribusi  $\beta$ .  $\tau_{[y]}$  dan  $\tau_{[\beta]}$  merupakan parameter presisi distribusi  $y$  dan *prior*  $\beta$ .

$$\tau_{[y]} = \left[ \frac{1}{\sigma_{[y]1}^2} \quad \frac{1}{\sigma_{[y]2}^2} \quad \dots \quad \frac{1}{\sigma_{[y]m}^2} \right]^T \quad \text{dan} \quad \tau_{[\beta]} = \left[ \frac{1}{\sigma_{[\beta]0}^2} \quad \frac{1}{\sigma_{[\beta]1}^2} \quad \dots \quad \frac{1}{\sigma_{[\beta]k}^2} \right]^T$$



**Gambar 2.1** Struktur Parameter Model Hirarki Bayes Dua Tingkat Berdasarkan Log Normal 3-parameter

Dalam penelitian ini digunakan distribusi *prior* independen untuk mengatasi adanya kolinieritas. Jika  $\theta = (\beta, \gamma, \lambda, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]})$  adalah parameter model hirarki Bayes dua tingkat dengan

$$\beta = [\beta_{01} \quad \beta_{11} \quad \dots \quad \beta_{k1} \quad \beta_{02} \quad \beta_{12} \quad \dots \quad \beta_{k2} \quad \dots \quad \beta_{0m} \quad \beta_{1m} \quad \dots \quad \beta_{km}]^T,$$

$$\gamma = [\gamma_{00} \quad \gamma_{10} \quad \dots \quad \gamma_{10} \quad \gamma_{01} \quad \gamma_{11} \quad \dots \quad \gamma_{11} \quad \dots \quad \gamma_{0k} \quad \gamma_{1k} \quad \dots \quad \gamma_{1k}]^T,$$

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\lambda} &= [\lambda_1 \quad \lambda_1 \quad \cdots \quad \lambda_m]^T, \\
\boldsymbol{\tau}_{[y]} &= [\tau_{[y]1} \quad \tau_{[y]2} \quad \cdots \quad \tau_{[y]m}]^T, \\
\boldsymbol{\tau}_{[\beta]} &= [\tau_{[\beta]0} \quad \tau_{[\beta]2} \quad \cdots \quad \tau_{[\beta]k}]^T,
\end{aligned} \tag{2.15}$$

Bentuk *prior* yang independen dapat ditulis

$$\begin{aligned}
p(\boldsymbol{\theta}) &= p(\boldsymbol{\beta}) p(\boldsymbol{\gamma}) p(\boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\tau}_{[y]}) p(\boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \\
&= p(\beta_{01}) p(\beta_{02}) \cdots p(\beta_{0m}) p(\beta_{11}) p(\beta_{12}) \cdots p(\beta_{1m}) p(\beta_{k1}) p(\beta_{k2}) \cdots p(\beta_{km}) \\
&\quad p(\gamma_{00}) p(\gamma_{01}) \cdots p(\gamma_{0k}) p(\gamma_{10}) p(\gamma_{11}) \cdots p(\gamma_{lk}) \cdots p(\gamma_{l0}) p(\gamma_{l1}) \cdots p(\gamma_{lk}) \\
&\quad p(\lambda_1) p(\lambda_2) \cdots p(\lambda_m) p(\tau_{[y]1}) \cdots p(\tau_{[y]m}) p(\tau_{[\beta]0}) \cdots p(\tau_{[\beta]k}) \\
&= \prod_{j=1}^m \prod_{r=0}^k p(\beta_{rj}) \prod_{r=0}^k \prod_{q=0}^l p(\gamma_{qr}) \prod_{j=1}^m p(\lambda_j) \prod_{j=1}^m p(\tau_{[y]j}) p(\tau_{[\beta]r})
\end{aligned} \tag{2.16}$$

Distribusi *prior* dan *hyper prior* yang digunakan adalah *conjugate*, *informative* dan *pseudo prior* (Carlin & Chib, 1995). Keterangan dari setiap distribusi *prior* untuk  $\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}$  adalah:

- a. *Prior*  $\beta_{rj}$ ,  $r=0,1,2,\dots,k$  dan  $j=1,2,\dots,m$  berdistribusi *pseudo informative prior* yang mengikuti sebaran normal atau  $\beta_{rj} \sim N(\mu_{[\beta]y}, \mu_{[\beta]y}^2)$  dengan PDF:

$$\begin{aligned}
p(\beta_{rj}) &= \sqrt{\frac{\tau_{[\beta]r}}{2\pi}} \exp\left[-\frac{\tau_{[\beta]r}}{2}(\beta_{rj} - \mu_{[\beta]r})^2\right], \\
&\propto \tau_{[\beta]r}^{1/2} \exp\left[-\frac{\tau_{[\beta]r}}{2}(\beta_{rj} - \mu_{[\beta]r})^2\right],
\end{aligned} \tag{2.17}$$

dan  $\sigma_{[\beta]r}^2 = \frac{1}{\tau_{[\beta]r}}$ , serta  $\tau_{[\beta]r}$  adalah komponen dalam persamaan.

- b. *Prior*  $\lambda_j$  berdistribusi *pseudo informative prior* yang mengikuti sebaran normal atau  $\lambda_j \sim N(\mu_{[\lambda]y}, \mu_{[\lambda]y}^2)$  dengan PDF:

$$\begin{aligned}
p(\lambda_j) &= \sqrt{\frac{\tau_{[\lambda]r}}{2\pi}} \exp\left[-\frac{\tau_{[\lambda]r}}{2}(\lambda_j - \tau_{[\lambda]r})^2\right], \\
&\propto \tau_{[\lambda]r}^{1/2} \exp\left[-\frac{\tau_{[\lambda]r}}{2}(\lambda_j - \tau_{[\lambda]r})^2\right],
\end{aligned} \tag{2.18}$$

dan  $\sigma_{[\lambda]j}^2 = \frac{1}{\tau_{[\lambda]j}}$ , serta  $\mu_{[\lambda]j}$  dan  $\tau_{[\lambda]j}$  bernilai konstan.

- c. *Prior*  $\tau_{[y]j}$  berdistribusi *pseudo informative prior* yang mengikuti sebaran Gamma atau  $\tau_{[y]j} \sim \text{Gamma}(a_{[\tau_{[y]j}]}, b_{[\tau_{[y]j}]})$  dengan PDF:

$$\begin{aligned}
p(\tau_{[y]j}) &= \frac{1}{b_{[\tau_{[y]j}]}^{a_{[\tau_{[y]j}]}} \Gamma(a_{[\tau_{[y]j}]})} \tau_{[y]j} \exp\left[-\frac{\tau_{[y]j}}{b_{[\tau_{[y]j}]}}\right], \\
&\propto \tau_{[y]j}^{a_{[\tau_{[y]j}]}-1} \exp\left[-\frac{\tau_{[y]j}}{b_{[\tau_{[y]j}]}}\right],
\end{aligned} \tag{2.19}$$

dan  $a_{[\tau_{[y]j}]}$  serta  $b_{[\tau_{[y]j}]}$  bernilai konstan.

- d. *Hyper prior*  $\gamma_{qr}$ ,  $q = 0, 1, 2, \dots, l$  merupakan *conjugate prior* untuk parameter  $\mu_{[\beta]r}$  dari  $p(\beta_{rj})$  yang mengikuti sebaran normal. Distribusi *hyper parameter* tersebut dapat dinyatakan sebagai:

$\gamma_{qr} \sim N(\mu_{\gamma_{qr}}, \sigma_{\gamma_{qr}}^2)$  dengan PDF:

$$\begin{aligned}
p(\gamma_{qr}) &= \sqrt{\frac{\tau_{\gamma_{qr}}}{2\pi}} \exp\left[-\frac{\tau_{\gamma_{qr}}}{2}(\gamma_{qr} - \mu_{\gamma_{qr}})^2\right], \\
&\propto \tau_{\gamma_{qr}}^{1/2} \exp\left[-\frac{\tau_{\gamma_{qr}}}{2}(\gamma_{qr} - \mu_{\gamma_{qr}})^2\right],
\end{aligned} \tag{2.20}$$

- e. *Hyper prior*  $\tau_{[\beta]r}$  merupakan *conjugate prior* berdistribusi Gamma untuk parameter  $\sigma_{[\beta]r}^2$  dari  $p(\beta_{rj})$  yang mengikuti sebaran normal atau  $\tau_{[\beta]r} \sim \text{Gamma}(a_{[\tau_{[\beta]r}]}, b_{[\tau_{[\beta]r}]})$  dengan PDF:

$$\begin{aligned}
p(\tau_{[\beta]r}) &= \frac{1}{\mathbf{b}_{[\tau_{[\beta]r}]}^{a_{[\tau_{[\beta]r}]}]r^{-1}} \Gamma(a_{[\tau_{[\beta]r}]}]} \tau_{[\beta]r} \exp\left[-\frac{\tau_{[\beta]r}}{\mathbf{b}_{[\tau_{[\beta]r}]}}\right], \\
&\propto \tau_{[\beta]r}^{a_{[\tau_{[\beta]r}]}]r^{-1}} \exp\left[-\frac{\tau_{[\beta]r}}{\mathbf{b}_{[\tau_{[\beta]r}]}}\right],
\end{aligned} \tag{2.21}$$

dan  $a_{\tau_{[\beta]r}}$ , serta  $\mathbf{b}_{\tau_{[\beta]r}}$  bernilai konstan.

## 2.8 Distribusi Posterior

Fungsi densitas untuk  $\theta$  merupakan fungsi densitas probabilitas bersyarat dari  $\theta$  dengan sampel pengamatan  $\mathbf{y}$  ditulis sebagaimana dalam persamaan (2.9). Parameter sampel bisa berasal dari distribusi diskrit maupun kontinu. Distribusi *posterior* berisi semua informasi parameter  $\theta$  atau dapat dinyatakan dalam  $f(\theta | \mathbf{y})$  yang menampilkan gabungan antara informasi *prior* dan data observasi (fungsi *Likelihood*). Distribusi *posterior* gabungan dapat dinyatakan dalam persamaan

$$p(\theta | \mathbf{y}) = \frac{f_L(\mathbf{y} | \theta) p(\theta)}{h(\mathbf{y})} \tag{2.22}$$

$h(\mathbf{y})$  merupakan konstanta densitas karena tidak bergantung pada parameter sehingga dapat dinyatakan dalam bentuk proporsional pada persamaan (2.23)

$$p(\theta | \mathbf{y}) \propto f_L(\mathbf{y} | \theta) p(\theta) \tag{2.23}$$

$$\begin{aligned}
p(\theta_1 | \mathbf{y}, \theta_2, \dots, \theta_r) &\propto f_L(\mathbf{y} | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r) p(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r) \\
&\propto f_L(\mathbf{y} | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r) p(\theta_1)
\end{aligned}$$

Pada pemodelan hirarki Bayesian Log Normal 3-parameter distribusi *posterior* didapatkan dari hasil perkalian *Likelihood* dan distribusi *prior* adalah

$$p(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]} | \mathbf{y}) = \frac{f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}) p_1(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) p_2(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})}{h(\mathbf{y})} \tag{2.24}$$

di mana

$f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]})$  merupakan fungsi *Likelihood* Log Normal 3-parameter.

$p_1(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  merupakan fungsi distribusi *prior* tingkat satu.

$p_2(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  merupakan fungsi distribusi *prior* tingkat dua.

$p_2(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) = p(\boldsymbol{\gamma}) p(\boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\tau}_{[y]}) p(\boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  dan

$$h(\mathbf{y}) = \int \cdots \int f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}) p_1(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) p_2(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \partial \beta_{01} \cdots \partial \beta_{km} \partial \gamma_{00} \cdots \partial \gamma_{1k} \\ \partial \lambda_1 \cdots \partial \lambda_m \partial \tau_{[y]1} \cdots \partial \tau_{[y]m} \partial \tau_{[\beta]0} \cdots \partial \tau_{[\beta]k}$$

$h(\mathbf{y})$  merupakan konstanta densitas karena tidak tergantung parameter yang dapat dinyatakan dalam bentuk proporsional, yaitu

$$p(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]} | \mathbf{y}) = f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}) p_1(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) p_2(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \quad (2.25)$$

Karena distribusi *prior* saling bebas sehingga

$$p(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]} | \mathbf{y}) = f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}) p_1(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) p(\boldsymbol{\gamma}) \\ p(\boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\tau}_{[y]}) p(\boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \quad (2.26)$$

Distribusi *posterior* parameter gabungan model hirarki Bayes Log Normal 3-parameter adalah:

$$p(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]} | \mathbf{y}) \\ \propto \frac{\left( \prod_{j=1}^m \tau_{[y]j}^{1/2} \right)}{A} B \left( \prod_{r=0}^k \tau_{[\beta]r}^{1/2} \right) C \left( \prod_{r=0}^k \prod_{q=0}^l \tau_{[\tau]qr}^{1/2} \right) D \left( \prod_{j=1}^m \tau_{[\lambda]j}^{1/2} \right) \\ E \prod_{j=1}^m \tau_{[y]j}^{a[\tau_{[y]}]j-1} F_j \prod_{r=0}^k \tau_{[\beta]r}^{a[\tau_{[\beta]}]r-1} G_r \quad (2.27)$$

dengan

$$A = \prod_{j=1}^m \prod_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \lambda_j), \quad (2.28)$$

$$B = \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \tau_{[y]i} \left\{ \sum_{j=1}^{n_j} (\ln(y_{ij} - \lambda_j) - \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta}_j)^2 \right\} \right], \quad (2.29)$$

$$C = \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{r=0}^k \tau_{[\beta]r} \left\{ \sum_{j=1}^{n_j} (\boldsymbol{\beta}_{rj} - \mathbf{w}_j^T \boldsymbol{\gamma}_r)^2 \right\} \right], \quad (2.30)$$

$$D = \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{r=0}^k \sum_{q=0}^l \tau_{[y]qr} (\gamma_{qr} - \mu_{[y]qr})^2 \right], \quad (2.31)$$



$$E = \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \tau_{[\lambda]j} (\lambda_j - \mu_{[\lambda]j})^2 \right], \quad (2.32)$$

$$G_r = \exp \left[ -\frac{\tau_{[\beta]r}}{b_{[\tau,\beta]r}} \right], \quad (2.33)$$

dan  $\mathbf{W}_j^T = \left[ 1 \quad W_{1j} \quad W_{2j} \quad \cdots \quad W_{lj} \right]$ .

Distribusi *posterior* marginal untuk setiap target parameter diperoleh dengan mengintegrasikan persamaan (2.26). Proses estimasi dilakukan melalui pengambilan sampel secara berulang melalui bentuk distribusi *full conditional posterior*. Distribusi *full conditional posterior* adalah bentuk proporsional dari distribusi *posterior* gabungan seluruh parameter dengan mengeluarkan komponen yang tidak mengandung parameter yang akan diestimasi karena nilainya dianggap tetap. Bentuk distribusi *full conditional posterior* untuk setiap parameter model hirarki Bayes dua tingkat berdasarkan distribusi Log Normal 3-parameter adalah:

- a. Distribusi *full conditional posterior* untuk  $\beta_{rj}$

Dari distribusi *posterior* gabungan dalam persamaan (2.27) hanya komponen B dan C yang mengandung parameter  $\beta_{rj}$  maka distribusi *full conditional* untuk  $\beta_{rj}$  adalah

$$p(\beta_{rj} | \mathbf{y}, \mathbf{\beta}_{\setminus rj}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \propto B C,$$

dengan cara yang sama diperoleh distribusi *full conditional posterior* untuk parameter lain.

- b. Distribusi *full conditional posterior* untuk  $\lambda_{rj}$

$$p(\lambda_{rj} | \mathbf{y}, \mathbf{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}_{\setminus j}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \propto \left( \frac{B}{A} \right) E,$$

di mana  $\boldsymbol{\lambda}_{\setminus j}$  adalah vektor  $\boldsymbol{\lambda}$  tanpa elemen  $\lambda_j$ .

- c. Distribusi *full conditional posterior* untuk  $\gamma_{qr}$

$$p(\gamma_{qr} | \mathbf{y}, \mathbf{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}_{\setminus qr}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \propto CD$$

di mana  $\boldsymbol{\gamma}_{\setminus qr}$  adalah vektor  $\boldsymbol{\gamma}$  tanpa elemen  $\gamma_{qr}$ .

d. Distribusi *full conditional posterior* untuk  $\tau_{[y]j}$

$$p\left(\tau_{[y]j} \mid \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[y]\setminus j}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}\right) \propto \left(\prod_{j=1}^m \tau_{[y]j}^{1/2}\right) B \prod_{j=1}^m \tau_{[y]j}^{a[\tau_{[y]}]j-1} F_j,$$

di mana  $\boldsymbol{\tau}_{[y]\setminus j}$  adalah vektor  $\boldsymbol{\tau}_{[y]}$  tanpa elemen  $\tau_{[y]j}$ .

e. Distribusi *full conditional posterior* untuk  $\tau_{[\beta]r}$

$$p\left(\tau_{[\beta]r} \mid \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]\setminus r}\right) \propto \left(\prod_{r=0}^k \tau_{[\beta]r}^{1/2}\right) C \prod_{r=0}^k \tau_{[\beta]r}^{a[\tau_{[\beta]}]r-1} G_r,$$

di mana  $\boldsymbol{\tau}_{[\beta]\setminus r}$  adalah vektor  $\boldsymbol{\tau}_{[\beta]}$  tanpa elemen  $\tau_{[\beta]r}$ .

## 2.9 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) sudah mulai dikenal sekitar tahun 1953 oleh Metropolis untuk membuktikan teori fisika. MCMC adalah metode yang banyak diimplementasikan dalam pemodelan Bayesian. Pada pemodelan kompleks seperti model hirarki, banyaknya parameter menjadikan penentuan distribusi *posterior* sulit dilakukan. Untuk mendapatkan distribusi *posterior* parameter diperlukan proses integral yang sangat kompleks. Salah satu solusi menangani kasus ini adalah dengan pendekatannya numerik, yaitu MCMC (Carlin & Chib, 1995) pendekatan MCMC sangat efektif untuk mengurangi beban komputasi dalam menyelesaikan persamaan integral yang kompleks.

Ide dasar dari MCMC adalah membangkitkan data parameter sesuai proses *Markov Chain* dengan simulasi *Monte Carlo* secara iteratif sehingga diperoleh distribusi *posterior* yang stasioner (*steady state*) (Ntzoufras, 2009). Hal tersebut yang membedakan metode MCMC dengan teknik simulasi langsung (*Direct Simulation*) yang menitikberatkan efektifitas perhitungan integral tertentu dan tidak dapat digunakan untuk membangkitkan sampel dari berbagai bentuk distribusi *posterior* yang ada. *Markov Chain* adalah suatu proses stokastik dari  $\{\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(p)}\}$  di mana  $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  sehingga

$$f\left(\theta^{(t+1)} \mid \theta^{(t)}, \dots, \theta^{(1)}\right) = f\left(\theta^{(t+1)} \mid \theta^{(t)}\right) \quad (2.34)$$

Distribusi dari  $\theta$  pada saat  $t+1$  diketahui kondisi semua nilai  $\theta$  sebelum  $(t, t-1, \dots, 1)$  dan hanya dipengaruhi oleh nilai saat  $t$  saja. Pada saat  $t \rightarrow \infty$ , distribusi dari  $\theta^{(t)}$  akan konvergen menuju distribusi tertentu yang independen terhadap nilai awal dari rantai tersebut (Ntzoufras, 2009). Dengan demikian, untuk mendapatkan sampel dari distribusi *posterior* diperlukan struktur *Markov Chain* yang memiliki sifat  $f(\theta^{(t+1)} | \theta^{(t)})$  dan mudah untuk dibangkitkan (Ntzoufras, 2009). Langkah-langkah mendapatkan *posterior* dengan menggunakan MCMC adalah (Congdon, 2007):

1. Menentukan *initial value* (nilai awal) untuk setiap parameter model dengan memperhatikan karakteristik datanya.
2. Membangkitkan C sampel  $\{\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(p)}\}$  dari distribusi *posterior*  $f(\theta | y)$  pada persamaan (2.26) secara *full conditional*.
3. Memonitoring konvergensi algoritma, jika kondisi konvergen tidak tercapai maka sampel perlu dibangkitkan lebih banyak. Kondisi konvergen tercapai apabila hasil iterasi yang disajikan dalam *diagnostic Plot* dari *Trace Plot*, *Serial Plot*, *Autocorrelation (ACF) Plot*, *Quantiles Plot*, dan *Density Plot* memenuhi 3 sifat rantai *Markov*, yaitu *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*.
4. Menentukan dan membuang B sample pertama (*burn in period*) untuk menghindari pengaruh nilai awal.
5. Mengambil sejumlah M-B sample dari distribusi *posterior*, yaitu  $\{\theta^{(B+1)}, \theta^{(B+2)}, \dots, \theta^{(p)}\}$ .
6. Membuat *Plot* distribusi *posterior*.

## 2.10 Gibbs Sampling

Implementasi metode MCMC untuk analisis Bayesian memerlukan algoritma sampling yang tepat untuk mendapatkan sampel dari suatu distribusi. Algoritma yang sering digunakan sebagai pembangkit variabel random dalam MCMC adalah *Gibbs Sampling* (Gelman dkk., 2014). *Gibbs Sampling* adalah teknik simulasi untuk membangkitkan variabel dari suatu fungsi distribusi tertentu tanpa menghitung fungsi densitasnya. Proses *Gibbs Sampling* dilakukan dengan mengambil sampel dengan cara membangkitkan rangkaian *Gibbs* variabel random

(*Gibbs Sequence*) berdasarkan sifat-sifat dasar proses *Markov Chain*. *Gibbs Sampling* menggunakan konsep pentahapan sekumpulan parameter yang tidak diketahui dan melakukan estimasi terhadap satu parameter atau sekumpulan parameter pada satu waktu dengan diberikan nilai parameter lainnya dan data sampel yang digunakan. Hal ini merupakan salah satu kelebihan metode tersebut karena variabel randomnya dibangkitkan menggunakan distribusi uni dimensional yang terstruktur sebagai bentuk *full conditional*. *Gibbs Sampling* sangat berguna dalam mengestimasi suatu parameter dalam suatu model kompleks yang mempunyai tingkat kerumitan dalam proses pengintegralan yang kompleks dan sulit diselesaikan secara analitis. Ntzoufras (2009) menjelaskan tahapan algoritma *Gibbs Sampling* adalah:

1. Tetapkan nilai awal parameter  $\theta$  pada  $t=0$  sehingga

$$\theta^{(0)} = \left( \beta_1^{(0)}, \gamma^{(0)}, \lambda^{(0)}, \tau_{[y]}^{(0)}, \tau_{[\beta]}^{(0)} \right)^T$$

2. Untuk  $t=1, 2, \dots, M$  ulangilah langkah:

- a. Tentukan  $\theta = \theta^{(t-1)}$ .
- b. Untuk  $s=1, 2, \dots, r$  update  $\theta_s \sim f(\theta_s | \theta_{-s}, y)$ .
- c. Tentukan  $\theta^{(t)} = \theta$  dan gunakan untuk membangkitkan iterasi ke  $t+1$ .

Proses sampling untuk mendapatkan nilai sebagaimana dalam persamaan (2.34) adalah

$$\begin{aligned} &\theta_1^{(t)} \text{ dari } f(\theta_1 | \theta_2^{(t-1)}, \theta_3^{(t-1)}, \dots, \theta_r^{(t-1)}, \mathbf{y}), \\ &\theta_2^{(t)} \text{ dari } f(\theta_2 | \theta_1^{(t-1)}, \theta_3^{(t-1)}, \dots, \theta_r^{(t-1)}, \mathbf{y}), \\ &\vdots \\ &\theta_s^{(t)} \text{ dari } f(\theta_s | \theta_1^{(t-1)}, \theta_2^{(t-1)}, \dots, \theta_{s-1}^{(t-1)}, \theta_{s+1}^{(t-1)}, \dots, \theta_r^{(t-1)}, \mathbf{y}), \\ &\vdots \\ &\theta_r^{(t)} \text{ dari } f(\theta_r | \theta_1^{(t-1)}, \theta_2^{(t-1)}, \dots, \theta_{r-1}^{(t-1)}, \mathbf{y}), \end{aligned}$$

Bangkitkan sampel dari parameter dengan *full conditional posterior* distribusinya adalah:

$$\beta_{ij}^{(t)} \text{ dari } p\left(\beta_{ij}^{(t)} | \beta_{\setminus ij}^{(t-1)}, \gamma^{(t-1)}, \lambda^{(t-1)}, \tau_{[y]}^{(t-1)}, \tau_{[\beta]}^{(t-1)}, \mathbf{y}\right)$$

$$\lambda_j^{(t)} \text{ dari } p\left(\lambda_j \mid \boldsymbol{\beta}^{(t-1)}, \boldsymbol{\gamma}^{(t-1)}, \lambda_{\setminus j}^{(t-1)}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}^{(t-1)}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}^{(t-1)}, \mathbf{y}\right)$$

$$\gamma_{qr}^{(t)} \text{ dari } p\left(\gamma_{qr} \mid \boldsymbol{\beta}^{(t-1)}, \lambda_j^{(t-1)}, \boldsymbol{\gamma}_{\setminus qr}^{(t-1)}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}^{(t-1)}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}^{(t-1)}, \mathbf{y}\right)$$

$$\tau_{[\beta]r}^{(t)} \text{ dari } p\left(\tau_{[\beta]r} \mid \boldsymbol{\beta}^{(t-1)}, \lambda_j^{(t-1)}, \boldsymbol{\gamma}_{\setminus qr}^{(t-1)}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}^{(t-1)}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]\setminus r}^{(t-1)}, \mathbf{y}\right)$$

## 2.11 Credible Interval

Hal yang membedakan antara metode klasik dan Bayesian adalah adanya *Credible Interval*. *Credible Interval* merupakan estimasi interval parameter yang mendefinisikan probabilitas *posterior* sehingga parameter terletak pada interval tersebut. Dalam pendekatan klasik estimasi interval dinamakan *Confidence Interval* yang bentuk berdasarkan sebaran estimasi parameter. *Credible Interval* dibentuk dengan pendekatan *Highest Posterior Density* (HPD) (Box & Tiao, 1973). Berdasarkan konsep densitas setimbang, pembentukan *Credible Interval* dilakukan menggunakan lokasi modus sebagai acuan pusat data. *Credible Interval* sangat cocok bila digunakan pada pola data asimetris (Gelman dkk., 2014). Jika  $\theta$  adalah parameter yang akan diestimasi maka  $100(1-\alpha)\%$  *Credible Interval* untuk  $\theta$  adalah

$$P(\theta \in [a, b] \mid y) = \int_a^b f(\theta \mid y) d\theta = 1 - \alpha, \quad 0 < \alpha < 1. \quad (2.35)$$

Persamaan (2.35) menunjukkan bahwa  $\theta$  adalah variabel random dengan selang kepercayaan *fixed*. *Credible Interval* tersebut tidak unik sehingga kemungkinan ada banyak nilai penyelesaiannya. *Credible Interval* akan diperoleh nilai penyelesaian yang unik jika kondisi persamaan (2.36) terpenuhi.

$$\int_{-\infty}^a f(\theta \mid y) d\theta = \int_b^{\infty} f(\theta \mid y) d\theta = \frac{\alpha}{2}, \quad (2.36)$$

Di mana  $a$  adalah batas bawah yang nilainya kuantil  $\frac{\alpha}{2}$  dan  $b$  adalah batas atas yang nilai kuantilnya  $1 - \frac{\alpha}{2}$ . *Credible Interval* dapat digunakan sebagai statistik uji nilai signifikansi untuk  $\theta$  dengan hipotesis:

$$H_0 : \theta = 0$$

$$H_1 : \theta \neq 0$$

Kriteria pengambilan keputusannya adalah tolak  $H_0$  apabila *Credible Interval* tidak mengandung nilai nol (Koop, 2003).

## 2.12 Deviance Information Criterion (DIC)

*Deviance Information Criterion* (DIC) adalah salah satu ukuran yang digunakan untuk membandingkan dua atau lebih model yang dapat diketahui melalui persamaan (Ntzoufras, 2009):

$$\begin{aligned} DIC(m) &= 2\overline{D(\theta_m, m)} - D(\overline{\theta}_m, m) \\ &= D(\overline{\theta}_m, m) + 2p_m \end{aligned} \quad (2.37)$$

$D(\overline{\theta}_m, m)$  adalah *deviance* yang didapatkan dari perkalian negatif dua dengan *Log-Likelihood*.

$$D(\overline{\theta}_m, m) = -2 \log f(y | \overline{\theta}_m, m) \quad (2.38)$$

$\overline{D(\theta_m, m)}$  adalah rata-rata *posterior* dan  $p_m$  adalah jumlah parameter pada model  $m$ .

$$p_m = \overline{D(\theta_m, m)} - D(\overline{\theta}_m, m) \quad (2.39)$$

$\overline{\theta}_m$  adalah rata-rata *posterior* dari parameter  $m$  model. Semakin kecil nilai *deviance* model semakin baik (Yasmirullah, 2017)

## 2.13 Kajian Non Statistik

### 2.13.1 Saham

Saham adalah surat berharga yang menunjukkan bagian kepemilikan atas suatu perusahaan. Terdapat dua macam saham, yaitu saham biasa dan preferen. Saham biasa adalah sertifikat yang memiliki fungsi bukti kepemilikan suatu perusahaan dengan berbagai aspek-aspek penting bagi perusahaan. Pemilik saham akan mendapatkan hak untuk menerima sebagian pendapatan tetap atau deviden dari perusahaan serta kewajiban menanggung resiko kerugian yang diderita perusahaan. Saham biasa mewakili klaim kepemilikan pada penghasilan dan aktiva yang dimiliki perusahaan.

Orang yang memiliki saham memiliki hak untuk mengambil bagian dalam mengelola sesuai dengan hak suara yang dimilikinya berdasarkan besar kecil saham yang dipunyai. Semakin banyak prosentase saham yang dimiliki maka semakin besar hak suara yang dimiliki. Pemegang saham biasa memiliki kewajiban yang terbatas. Artinya, jika perusahaan bangkrut, kerugian maksimum yang ditanggung oleh pemegang saham adalah sebesar investasi pada saham tersebut (L.Toruan, 2018).

### **2.13.2 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Investasi**

Menurut Nugroho (2008) menjelaskan secara umum terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi investasi, seperti; suku bunga, PDRB, kondisi sarana prasarana, birokrasi perijinan, kualitas sumber daya manusia, peraturan pemerintah, stabilitas politik serta keamanan, dan sosial budaya. Faktor pertama, yaitu suku bunga, suku bunga dianggap sangat penting karena dapat menarik investor (Kang dkk., 2018). Jika suku bunga rendah cenderung banyak investor yang meminjam modal di bank untuk melakukan investasi.

Faktor kedua, pendapatan nasional per kapita maupun PDRB per kapita dan pertumbuhan ekonomi (Tachiwou, 2010). Pendapatan nasional per kapita dan PDRB per kapita dapat dijadikan cermin daya beli masyarakat. Makin tinggi daya beli masyarakat maka tingkat investasinya semakin tinggi. Ketiga, kondisi sarana dan prasarana. Investasi membutuhkan sarana dan prasarana pendukung. Sarana dan prasarana pendukung tersebut meliputi transportasi, komunikasi, *utilitas*, pembuangan limbah dan lain-lain. Keempat, birokrasi perijinan (Galema dkk., 2008). Birokrasi yang rumit akan menambah biaya bagi pengusaha karena akan memperpanjang waktu berurusan dengan aparat. Semakin sulit peraturan pemerintah tingkat investasi juga semakin rendah.

Kelima, kualitas sumberdaya manusia (Boozer & Ranis, 2011). Kualitas SDM merupakan hal yang akan dijadikan sebagai kelancaran investasi karena di era modern saat ini menuntut ketrampilan yang lebih dari tenaga kerja. Keenam, peraturan dan undang-undang ketenagakerjaan. Peraturan tersebut menyangkut peraturan pemutusan hubungan kerja (PHK), upah minimum, kontrak kerja dan lain-lain. Ketujuh, stabilitas politik dan keamanan. Stabilitas politik dan keamanan penting bagi investor karena akan menjamin kelangsungan investasinya untuk

jangka panjang, dan yang ke delapan adalah sosial budaya, yaitu semua adat dan kebiasaan yang akan tercermin dalam kehidupan masyarakat tersebut.



## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Sumber Data

Pada penelitian ini unit observasi dibagi menjadi dua tingkat, yaitu level kabupaten sebagai tingkat satu dan level provinsi sebagai tingkat dua. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi BPS (Badan Pusat Statistik), Bank Indonesia, dan OJK (Otoritas Jasa Keuangan). Adapun rincian dari data tersebut adalah:

a. Publikasi BPS

Data dari hasil publikasi BPS berupa data semua variabel prediktor pada tingkat satu yang diambil dari publikasi masing-masing provinsi dalam angka tahun 2018 yang menjadi obyek dari penelitian. Variabel prediktor pada tingkat dua berupa data inflasi dan jumlah UMKM (Usaha Mikro, Kecil dan Menengah) setiap provinsi yang dipublikasi dalam buku laporan SUSENAS (Survei Ekonomi nasional).

b. OJK

Data yang diambil dari website OJK berupa data variabel respon, yaitu rekapitulasi jumlah transaksi saham selama tahun 2018. Unit observasi pada tingkat pertama terdapat 90 kabupaten, sedangkan unit observasi tingkat ke dua terdapat empat provinsi. Tabel 3.1 merupakan rincian jumlah kabupaten di setiap provinsi tersebut.

**Tabel 3.1** Jumlah Kabupaten/Kota Berdasarkan Variabel Transaksi Saham

No	Provinsi	Jumlah Kabupaten/Kota
1.	Jawa Barat	21
2	Jawa Tengah	31
3	Jawa Timur	31
4	Bali	9
	Jumlah Kabupaten	90

Jumlah total kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat, Jawa tengah, Jawa Timur, dan Bali secara berturut-turut adalah 27, 35, 37, dan 9 kabupaten/kota. Jumlah tersebut berbeda dengan Tabel 3.1 karena menyesuaikan ketersediaan data

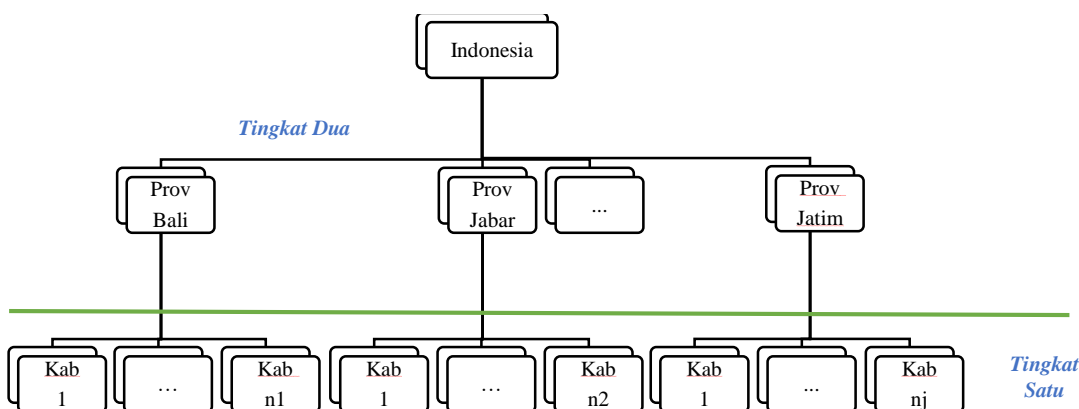
pada variabel jumlah transaksi saham. Pada penelitian ini jumlah variabel  $X$  (prediktor) level mikro adalah 8 variabel. Jumlah kabupaten/kota yang menjadi unit observasi harus minimal lebih dari 9 sehingga dengan menyesuaikan ketersediaan data jumlah rekapitulasi transaksi saham maka empat provinsi saja yang memenuhi.

c. Bank Indonesia

Data yang diambil dari publikasi Bank Indonesia adalah data variabel prediktor pada tingkat satu, yaitu PDRB atas dasar harga berlaku dan data pada tingkat dua, yaitu simpanan masyarakat dalam bentuk rupiah dan valas (valuta asing) pada bank umum dan BPR (Bank Pengkreditan Rakyat).

**3.2 Skema Struktur Hirarki**

Pembentukan model hirarki dua tingkat data jumlah transaksi saham tiap kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2018 ditunjukkan pada Gambar 3.1. Adapun jumlah kabupaten pada setiap provinsi ditunjukkan pada Tabel 3.1.



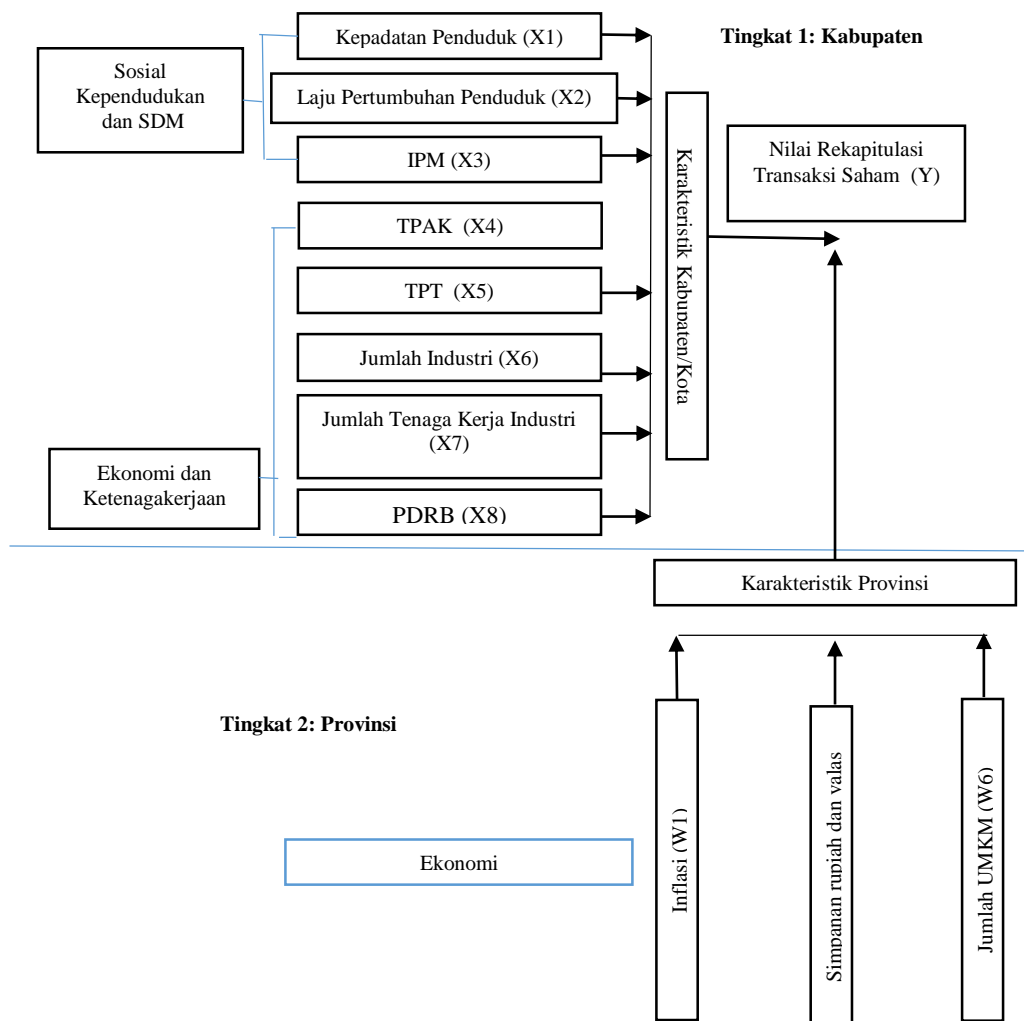
**Gambar 3.1** Skema Struktur Hirarki Data Penelitian

Unit observasi tingkat pertama adalah kabupaten/kota, sedangkan unit observasi tingkat kedua adalah provinsi. Setiap provinsi terdiri atas beberapa kabupaten/kota sehingga kabupaten/kota tersarang pada wilayah provinsi, artinya karakteristik kabupaten/kota dalam satu provinsi tidak mempengaruhi karakteristik kabupaten/kota di provinsi lainnya.

**3.3 Kerangka Konsep**

Terkait dengan implementasi model hirarki tingkat dua (karakteristik provinsi) serta variabel faktor-faktor kabupaten diukur pada tingkat satu

sebagaimana pada Gambar 3.1. Gambar menunjukkan bahwa variabel di tingkat kabupaten akan mempengaruhi besarnya nilai jumlah transaksi saham pada tahun 2018. Namun, besarnya jumlah transaksi saham tidak hanya dipengaruhi oleh faktor dalam kabupaten saja melainkan faktor di luar juga yaitu faktor-faktor di tingkat provinsi.



**Gambar 3.2** Kerangka Konsep Penelitian

Variabel prediktor yang digunakan dalam pemodelan dipilih dengan mempertimbangkan literatur penelitian terdahulu dan ketersediaan data. Berdasarkan kajian teori didapatkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi investasi adalah suku bunga, PDRB, kondisi sarana prasarana, birokrasi perijinan, kualitas sumber daya manusia, peraturan pemerintah, stabilitas politik serta keamanan, dan sosial budaya. Pada faktor kabupaten dipengaruhi oleh sosial kependudukan, sumber daya manusia, dan ketenagakerjaan. Kepadatan penduduk, laju pertumbuhan penduduk, dan IPM (Indeks Pembangunan Manusia) merupakan variabel yang mencerminkan demografi penduduk. Tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK), tingkat pengangguran terbuka (TPT), jumlah industri besar dan sedang dan jumlah tenaga kerja industri dijadikan dalam faktor dalam pemodelan karena variabel tersebut mencerminkan variabel ketenagakerjaan.

Pada level provinsi lebih ditekankan pada faktor kegiatan dan aktifitas perekonomian, seperti; inflasi, simpanan masyarakat dalam bentuk rupiah dan valas pada bank umum dan BPR, dan Jumlah UMKM. Pada kajian teori sebelumnya telah dijelaskan bahwa Inflasi dan PDRB merupakan faktor yang mempengaruhi investasi. Variabel simpanan masyarakat dalam bentuk rupiah dan valas secara tidak langsung merupakan variabel yang bergantung pada nilai suku bunga. Pertumbuhan UMKM sendiri merupakan hal yang sangat ditekankan oleh pemerintah provinsi untuk mendorong pertumbuhan ekonomi dan membuka lapangan usaha baru.

### **3.3 Variabel Penelitian**

Variabel yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari variabel respon dan prediktor. Variabel respon yang digunakan adalah jumlah transaksi saham setiap kabupaten/kota dalam satuan milyar dengan jumlah data sesuai dengan Tabel 3.1. Variabel prediktor yang digunakan yang digunakan dalam pemodelan hirarki dua tingkat ini adalah 11 variabel prediktor yang terdiri atas 8 variabel prediktor tingkat pertama, yaitu kabupaten/kota dan 3 variabel pada tingkat kedua yaitu provinsi. Rincian variabel penelitian terdapat pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Variabel Penelitian

Variabel	Deskripsi	Unit Observasi	Skala
Y	Jumlah nilai rekapitulasi transaksi saham (miliar)	Kabupaten	Rasio
X <sub>1</sub>	Kepadatan penduduk	Kabupaten	Rasio
X <sub>2</sub>	Laju pertumbuhan penduduk	Kabupaten	Rasio
X <sub>3</sub>	IPM (Indeks Pembangunan Manusia)	Kabupaten	Rasio
X <sub>4</sub>	Tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK)	Kabupaten	Rasio
X <sub>5</sub>	Tingkat pengangguran terbuka (TPT)	Kabupaten	Rasio
X <sub>6</sub>	Jumlah perusahaan industri besar dan sedang	Kabupaten	Rasio
X <sub>7</sub>	Jumlah tenaga kerja industri besar dan sedang	Kabupaten	Rasio
X <sub>8</sub>	PDRB (Produk Domestik Regional Bruto)	Kabupaten	Rasio
W <sub>1</sub>	Inflasi	Provinsi	Rasio
W <sub>2</sub>	Simpanan masyarakat dalam bentuk rupiah dan valas pada bank umum dan BPR (Bank Pengkreditan Rakyat)	Provinsi	Rasio
W <sub>3</sub>	Jumlah UMKM	Provinsi	Rasio

### 3.4 Definisi Variabel

Definisi setiap variabel penelitian, yaitu:

1. Jumlah nilai rekapitulasi transaksi saham (milyar) atau (Y) adalah nilai tukar rupiah atas seluruh jumlah lembar saham pada seluruh transaksi.
2. Kepadatan penduduk atau (X<sub>1</sub>) adalah rasio banyaknya penduduk per kilometer persegi.
3. Laju pertumbuhan penduduk atau (X<sub>2</sub>) adalah angka yang menunjukkan persentase penambahan penduduk dalam jangka waktu tertentu.
4. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) atau (X<sub>3</sub>) adalah nilai yang menyatakan pengukuran perbandingan dari harapan hidup, melek huruf, pendidikan dan standar hidup.
5. Tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK) atau (X<sub>4</sub>) adalah rasio yang menunjukkan antara banyaknya angkatan kerja dengan penduduk usia kerja.
6. Tingkat pengangguran terbuka (TPT) atau (X<sub>5</sub>) adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja.

7. Jumlah perusahaan industri besar dan sedang menurut kabupaten atau ( $X_6$ ) adalah suatu unit (kesatuan) usaha yang melakukan kegiatan ekonomi, bertujuan menghasilkan barang atau jasa, terletak pada suatu bangunan atau lokasi tertentu dan mempunyai catatan administrasi tersendiri mengenai produksi dan struktur biaya serta ada seorang atau lebih yang bertanggung jawab atas usaha tersebut. Perusahaan industri pengolahan dibagi dalam 4 golongan:
  1. Industri besar (banyaknya tenaga kerja 100 orang atau lebih)
  2. Industri sedang (banyaknya tenaga kerja 20-99 orang)
  3. Industri kecil (banyaknya tenaga kerja 5-19 orang)
  4. Industri rumah tangga (banyaknya tenaga kerja 1-4 orang)
8. Jumlah tenaga kerja industri besar dan sedang menurut kabupaten atau ( $X_7$ ) adalah banyaknya orang yang bekerja pada suatu unit (kesatuan) usaha yang melakukan kegiatan ekonomi, baik bertujuan menghasilkan barang atau jasa.
9. PDRB per kapita atau ( $X_8$ ) adalah Produk Domestik Regional Bruto berdasarkan harga berlaku dalam juta rupiah dibagi jumlah penduduk.
10. Inflasi atau ( $W_1$ ) adalah kecenderungan naiknya harga barang dan jasa pada umumnya yang berlangsung secara terus menerus. Indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat inflasi adalah Indeks Harga Konsumen (IHK).
11. Simpanan masyarakat dalam bentuk rupiah dan valas pada bank umum dan BPR atau ( $W_2$ ) adalah semua bentuk nilai kekayaan masyarakat yang disimpan pada bank umum maupun BPR di masing-masing provinsi.
12. Jumlah UMKM atau ( $W_3$ ) adalah banyaknya usaha kegiatan ekonomi yang dilakukan untuk memenuhi kebutuhan hidup baik yang sudah memperoleh perizinan maupun belum.

### **3.5 Struktur Data Penelitian**

Pada pembentukan model hirarki dua tingkat pendekatan distribusi Log Normal jumlah nilai rekapitulasi transaksi saham, setiap tingkat dipengaruhi oleh variabel prediktor yang berbeda-beda. Tabel 3.3 merepresentasikan struktur data pada penelitian model linier hirarki dua tingkat, dimana prediktor tingkat satu adalah level kabupaten dan prediktor tingkat dua adalah level provinsi

**Tabel 3.3** Struktur Data Hirarki Dua Tingkat

M	Kab/ Kota (i)	Respon ( $Y_{ij}$ )	Prediktor Tingkat Satu ( $X_r$ )				Prediktor Tingkat Dua ( $W_q$ )		
			$X_1$	$X_2$	...	$X_8$			
1	1	$Y_{1.1}$	$X_{1.1.1}$	$X_{2.1.1}$	...	$X_{8.1.1}$	$W_{1.1}$	$W_{2.1}$	$W_{3.1}$
	2	$Y_{2.1}$	$X_{1.2.1}$	$X_{2.2.1}$	...	$X_{8.2.1}$			
	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮			
	$n_1$	$Y_{n_1.1}$	$X_{1.n_1.1}$	$X_{2.n_1.1}$	...	$X_{8.n_1.1}$			
2	1	$Y_{1.2}$	$X_{1.1.2}$	$X_{2.1.2}$	...	$X_{8.1.2}$	$W_{1.2}$	$W_{2.2}$	$W_{3.2}$
	2	$Y_{2.2}$	$X_{1.2.2}$	$X_{2.2.2}$	...	$X_{8.2.2}$			
	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮			
	$n_2$	$Y_{n_2.2}$	$X_{1.n_2.2}$	$X_{2.n_2.2}$	...	$X_{8.n_2.2}$			
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮	
4	1	$Y_{1.4}$	$X_{1.1.4}$	$X_{2.1.4}$	...	$X_{8.1.4}$	$W_{1.4}$	$W_{2.4}$	$W_{3.4}$
	2	$Y_{2.4}$	$X_{1.2.4}$	$X_{2.2.4}$	...	$X_{8.2.4}$			
	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮			
	$n_4$	$Y_{n_4.8}$	$X_{1.n_4.4}$	$X_{2.n_4.4}$	...	$X_{8.n_4.4}$			

### 3.6 Metode dan Tahap Penelitian

Terdapat beberapa tahap yang dilakukan pada penelitian ini, di mana setiap tahap dilakukan untuk mencapai tujuan dalam penelitian, yaitu *pre-processing*, eksplorasi, dan pemodelan data. Adapun pada tahap *pre-processing* dilakukan langkah-langkah:

1. Menyiapkan data rekapitulasi transaksi saham selama tahun 2018, yaitu seluruh kabupaten di Provinsi Bali, Jawa Barat, Jawa Tengah dan Jawa Timur.
2. Menyiapkan data variabel prediktor untuk level satu berupa ( $X_1$ - $X_8$ ) per kabupaten/kota.
3. Menyiapkan data untuk variabel prediktor tingkat dua berupa ( $W_1$ - $W_3$ ).

Selanjutnya, metode dan tahapan penelitian yang akan dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian adalah:

- a. Eksplorasi data variabel penelitian, yaitu memuat:
  1. Eksplorasi data rekapitulasi jumlah nilai transaksi saham menurut provinsi.

2. Melakukan uji *Kolmogorov-Smirnov* menggunakan *software Easy Fit* pada rekapitulasi jumlah nilai transaksi saham menurut provinsi.
- b. Pemodelan rekapitulasi jumlah nilai transaksi saham dengan struktur hirarki dua tingkat menggunakan WinBUGS sesuai algoritma, yaitu memuat:
  1. Membentuk vektor respon untuk setiap provinsi ( $Y_j$ ) di mana  $j = 1, 2, \dots, 10$  dan distribusi populasinya, yaitu  $(\mu_{[y]}, \sigma^2_{[y]}, \lambda)$ .
  2. Membentuk matriks prediktor tingkat satu ( $\mathbf{X}_j$ ) sesuai format WinBUGS.
  3. Membentuk matriks prediktor tingkat dua ( $\mathbf{W}$ ) sesuai format WinBUGS.
  4. Menentukan distribusi *prior* dan *hyper prior* dari parameter dan *hyper parameter* yang akan diestimasi.

Distribusi *prior* untuk parameter

$\beta_{rj}$ , yaitu  $p(\beta_{rj})$

$\lambda_j$ , yaitu  $p(\lambda_j)$

$\tau_{[y]j}$ , yaitu  $p(\tau_{[y]j})$

distribusi *hyper prior* untuk *hyper parameter*  $\gamma_{qr}$ , yaitu  $p(\gamma_{qr})$ .

5. Membuat *Directed Acyclic Graph* (DAG) model hirarki dua tingkat.
6. Membentuk fungsi *Likelihood*.

$$f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\mu}_{[y]}, \boldsymbol{\sigma}^2_{[y]}, \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{j=1}^m \prod_{i=1}^{n_j} f(y_{ij} | \boldsymbol{\beta}_{[y]j}, \tau^2_{[y]j}, \lambda_j),$$

$$\text{dengan, } x^T_{ij} = [1 \quad x_{1ij} \quad x_{2ij} \quad \dots \quad x_{kij}]$$

7. Membentuk distribusi *posterior* dengan cara mengalikan fungsi *Likelihood* dan fungsi distribusi *prior* dan fungsi distribusi *hyper prior*, yaitu

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]} | \mathbf{y}) &\propto f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}) p_1(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) p_2(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \\ &\propto f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}) p(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) p(\boldsymbol{\gamma}) p(\boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\tau}_{[y]}) p(\boldsymbol{\tau}_{[\beta]}) \end{aligned}$$

di mana

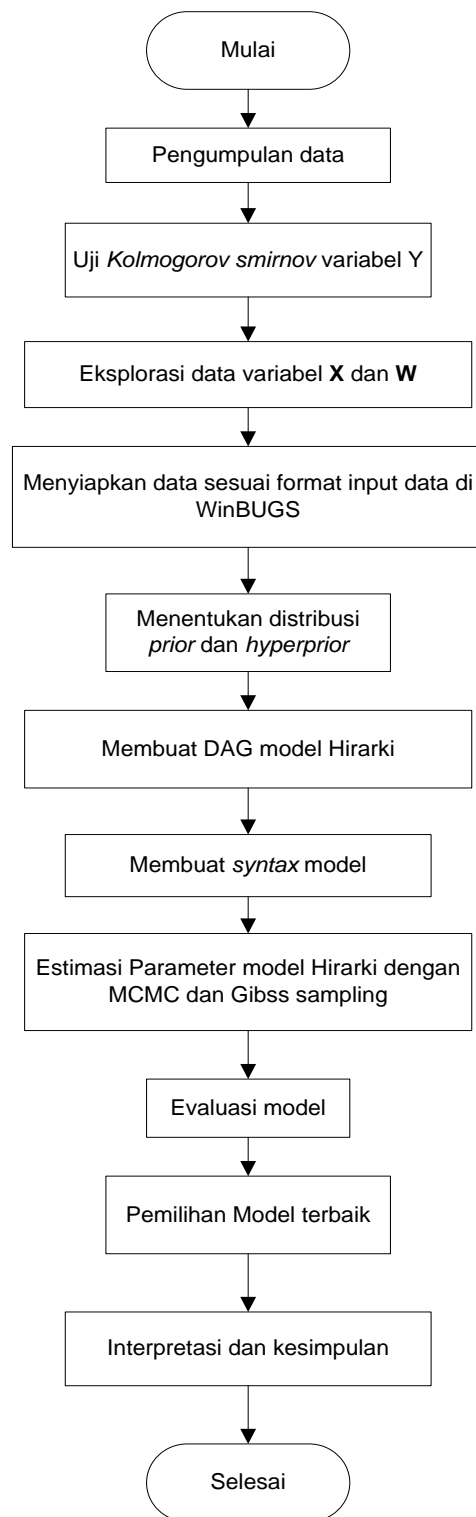
$f_L(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]})$  merupakan fungsi *Likelihood*.

$p_1(\boldsymbol{\beta} | \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  merupakan fungsi distribusi *prior* pada tingkat pertama.

$p_2(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}, \boldsymbol{\tau}_{[\beta]})$  merupakan fungsi distribusi *prior* tahap kedua.



8. Mencari *full conditional posterior* pada setiap parameter yang akan dicari estimasinya berdasarkan *posterior* gabungan dengan langkah-langkah:
    - a)  $\beta_{rj}$ , yaitu  $p(\beta_{rj} | y, \mathbf{\beta}_{\setminus rj}, \gamma, \lambda, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]})$  di mana  $\beta_{\setminus rj}$  adalah vektor  $\mathbf{\beta}$  tanpa elemen  $\beta_{rj}$ .
    - b)  $\lambda_j$ , yaitu  $p(\lambda_j | y, \mathbf{\beta}, \gamma, \lambda_{\setminus j}, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]})$  di mana  $\lambda_{\setminus j}$  adalah vektor  $\boldsymbol{\lambda}$  tanpa elemen  $\lambda_j$ .
    - c)  $\gamma_{qr}$ , yaitu  $p(\gamma_{qr} | y, \mathbf{\beta}, \lambda_j, \boldsymbol{\gamma}_{\setminus qr}, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]})$  di mana  $\boldsymbol{\gamma}_{\setminus qr}$  adalah vektor  $\boldsymbol{\gamma}$  tanpa elemen  $\gamma_{qr}$ .
    - d)  $\tau_{[\beta]r}$ , yaitu  $p(\tau_{[\beta]r} | y, \mathbf{\beta}, \lambda_j, \boldsymbol{\gamma}_{\setminus qr}, \tau_{[y]}, \tau_{[\beta]\setminus r})$  di mana  $\tau_{[\beta]\setminus r}$  adalah vektor  $\boldsymbol{\tau}_{[\beta]}$  tanpa elemen  $\tau_{[\beta]r}$ .
    - e) Menentukan nilai awal untuk setiap parameter yang akan diestimasi  $(\boldsymbol{\beta}^{(0)}, \boldsymbol{\gamma}^{(0)}, \boldsymbol{\lambda}^{(0)}, \boldsymbol{\tau}_{[y]}^{(0)}$  dan  $\boldsymbol{\tau}_{[\beta]}^{(0)})$ .
  9. Membuat *coding* program model hirarki dua tingkat sesuai langkah ke-5. Pada tahap ini menyertakan informasi hasil langkah ke-4.
  10. Melakukan estimasi parameter model hirarki dua tingkat menggunakan MCMC dan *Gibbs Sampling*.
  11. Melakukan proses iterasi penaksiran parameter sampai distribusi *equilibrium* tercapai untuk mendapatkan karakteristik penaksir parameter. Apabila sampai proses iterasi berakhir, distribusi *equilibrium* belum tercapai maka dilakukan penambahan sampel.
  12. Melakukan evaluasi model menggunakan *Credible Interval*. Jika ada prediktor yang tidak signifikan maka dibangun model alternatif dengan mengeluarkan prediktor tersebut.
  13. Melakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai DIC.
  14. Melakukan interpretasi dan kesimpulan.
- Rangkaian tahap penelitian tersebut disajikan dalam *flowchart* Gambar 3.3.



**Gambar 3.3** *Flowchart* Penelitian

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

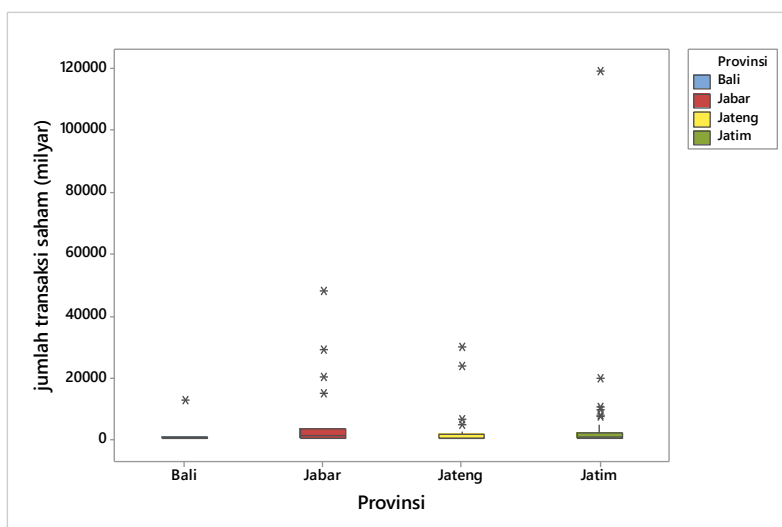
#### 4.1 Karakteristik Nilai Transaksi Saham

Bali, Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur merupakan bagian dari provinsi di Indonesia. Keempat provinsi tersebut memiliki kondisi geografis dan karakteristik penduduk yang beragam. Keberagaman tersebut sangat berpengaruh terhadap berbagai bidang kehidupan seperti sosial, kebudayaan, dan ekonomi. Salah satu diantara keberagaman di bidang ekonomi adalah keberagaman karakteristik transaksi saham. Tabel 4.1 menunjukkan statistik deskriptif nilai rekapitulasi transaksi saham di empat provinsi pada penelitian hirarki Bayesian.

**Tabel 4.1** Statistik Deskriptif Nilai Transaksi Saham pada Provinsi Penelitian

Karakteristik	Bali	Jawa Barat	Jawa Tengah	Jawa Timur
Rata-rata	1741.74	6989.24	2816.01	6255.65
Standar Deviasi	4117.57	12709.90	6656.57	21401.36
Minimum	133.00	141.09	134.06	31.62
Maksimum	12689.12	48005.16	30017.23	119130.36

Tabel 4.1 menunjukkan nilai transaksi saham tertinggi maupun terendah berada di Provinsi Jawa Timur. Provinsi Jawa Timur sangat bervariasi nilai transaksi sahamnya. Selain itu, variasi nilai transaksi saham di Jawa Timur juga ditunjukkan dari nilai standar deviasinya yang tertinggi berada di provinsi tersebut. Namun, untuk nilai rata-rata tertinggi pada data transaksi saham berada di Provinsi Jawa Barat. Karakteristik transaksi saham secara visual ditunjukkan melalui histogram Gambar 4.1. Pada Gambar 4.1 terlihat bahwa Provinsi Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur memiliki jumlah nilai *outlier* yang hampir sama yakni, sejumlah empat data, sedangkan Provinsi Bali hanya memiliki satu *outlier*.

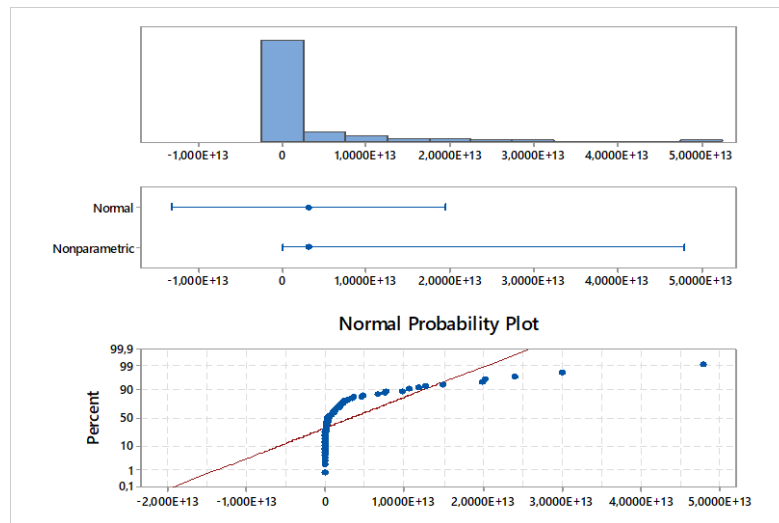


**Gambar 4.1** Histogram Nilai Transaksi Saham setiap Provinsi

Bila dilihat dari lebar histogram Gambar 4.1 dapat diketahui Provinsi Bali memiliki nilai *range* yang sangat kecil dibandingkan provinsi yang lain. Hal tersebut menunjukkan secara keseluruhan data nilai transaksi saham di Provinsi Bali relatif kecil, sedangkan Provinsi Jawa Barat memiliki *range* paling besar.

#### 4.2 Distribusi Data Nilai Transaksi Saham

Setelah dilakukan analisis terhadap karakteristik nilai transaksi saham melalui analisa statistik deskriptif maka langkah selanjutnya dilakukan analisis terhadap distribusi data. Karakteristik distribusi variabel respon digunakan untuk menentukan bentuk distribusi *Likelihood* yang nantinya akan digunakan untuk mencari nilai *posterior* pada estimasi pemodelan Bayesian. Sebelum dilakukan uji distribusi yang sesuai dengan data maka dilakukan pembuatan histogram data transaksi saham terlebih dahulu untuk mengetahui persebaran bentuk kurva data. Gambar 4.2 adalah gambar karakteristik data transaksi saham tahun 2018. Gambar tersebut menyajikan bentuk histogram data dan hasil uji normalitas yang menunjukkan bahwa data tidak berdistribusi normal. Dilihat dari histogram data menunjukkan bahwa data membentuk kurva yang tidak simetris dan tersebar di sebelah kanan.



**Gambar 4.2** Karakteristik Data Transaksi Saham Tahun 2018

Setelah diketahui bahwa data memiliki karakteristik yang selalu tersebar di daerah kanan dan eksponensial maka dilakukan uji data dengan menggunakan *software Easy Fit* untuk mendeteksi jenis distribusi yang memiliki karakteristik sesuai data tersebut. Hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* pada data transaksi saham dijelaskan pada Tabel 4.2.

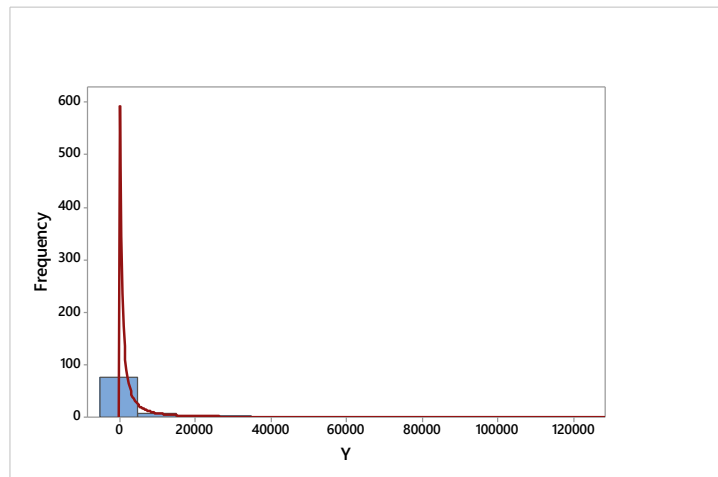
**Tabel 4.2** Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* Data

Provinsi	Distribusi	
	Log Normal 2-parameter	Log Normal 3-parameter
Bali	0,28715 (0,37533)	0,35632 (0,15813)
Jawa Barat	0,13285 (0,84784)	0,11558 (0,93632)
Jawa Tengah	0,16928 (0,30163)	0,12481 (0,67379)
Jawa Timur	0,11157 (0,79482)	0,1326 (0,60032)
Gabungan Provinsi	0,10081 (0,29926)	0,07948 (0,59229)

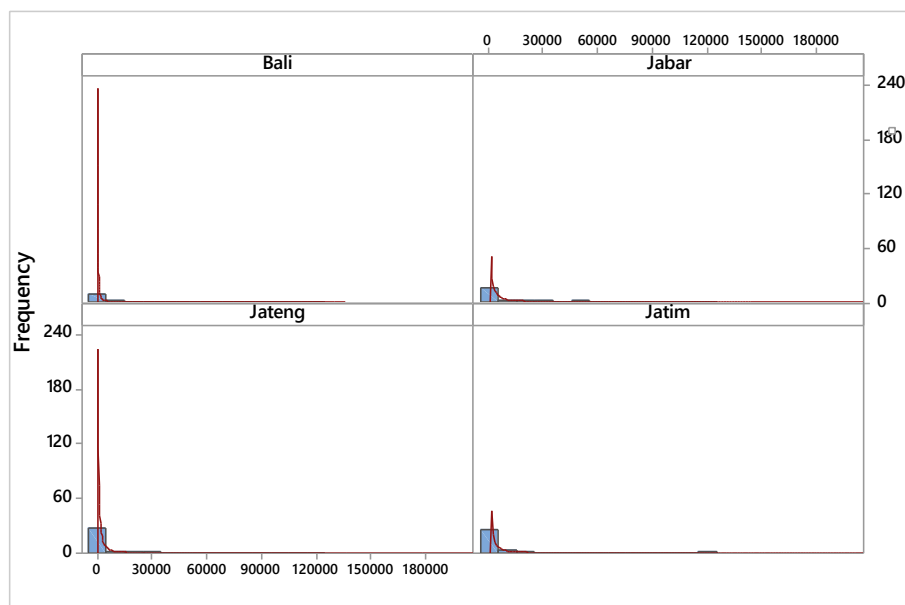
Catatan: \* menyatakan statistik uji signifikan pada  $\alpha = 5\%$ ,  
( ) nilai dengan tanda kurung menyatakan *P-value*.

Hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* data jumlah transaksi saham pada Tabel 4.2 menggunakan dua macam distribusi di masing-masing provinsi. Pada uji tersebut digunakan distribusi Log Normal 2-parameter dan 3-parameter. Dipilih distribusi tersebut karena kedua distribusi memiliki sifat paling sesuai dengan karakteristik

persebaran data. Pada hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* menunjukkan bahwa semua provinsi memiliki kecocokan sifat dengan kedua distribusi yang dapat diidentifikasi dari semua nilai *P-value* lebih besar dari 0.05. Selanjutnya, pada Gambar 4.3 dan 4.4 diperlihatkan bentuk PDF dari distribusi.



**Gambar 4.3** *Plot PDF Distribusi Log Normal 3-parameter Data Jumlah Transaksi Saham*



**Gambar 4.4** *Plot PDF Distribusi Log Normal 3-parameter Data Jumlah Transaksi Saham setiap Provinsi*

Berdasarkan penjelasan sebelumnya diketahui bahwa hasil uji distribusi data yang telah dilakukan, jumlah nilai transaksi saham mengikuti distribusi Log

Normal. Pada Gambar 4.3 menunjukkan *Plot* distribusi dan histogram dari seluruh data jumlah transaksi saham, sedangkan Gambar 4.4 merupakan *Plot* distribusi data setiap provinsi. *Plot* PDF tersebut terlihat adanya perbedaan *Plot* distribusi. Perbedaan terjadi karena adanya perbedaan nilai parameter. Tabel 4.3 merupakan ringkasan nilai parameter dari *Plot* PDF setiap lokasi.

**Tabel 4.3** Ringkasan Parameter *Plot* PDF Data Transaksi Saham

Lokasi	Location ( $\mu$ )	Scale ( $\sigma$ )	Threshold ( $\lambda$ )	N
Bali	5.543	1.688	103.600	9
Jawa Barat	7.245	1.988	129.200	19
Jawa Tengah	6.115	2.040	131.000	31
Jawa Timur	6.317	2.535	31.090	31
Seluruh Provinsi	6.697	1.821	25.110	90

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa terdapat perbedaan nilai parameter *location* ( $\mu$ ), *scale* ( $\sigma$ ), dan *threshold* ( $\lambda$ ) dari data transaksi saham setiap daerah. Pada *Plot* PDF distribusi Log Normal 3-parameter perbedaan yang paling mudah diidentifikasi adalah nilai parameter *threshold*. Nilai parameter *threshold* merepresentasikan nilai minimum jumlah nilai transaksi saham di setiap kabupaten/kota. Wilayah yang mempunyai nilai *threshold* lebih kecil diduga tingkat pertumbuhan ekonominya lebih rendah dibanding wilayah lain dengan nilai *threshold* yang lebih besar.

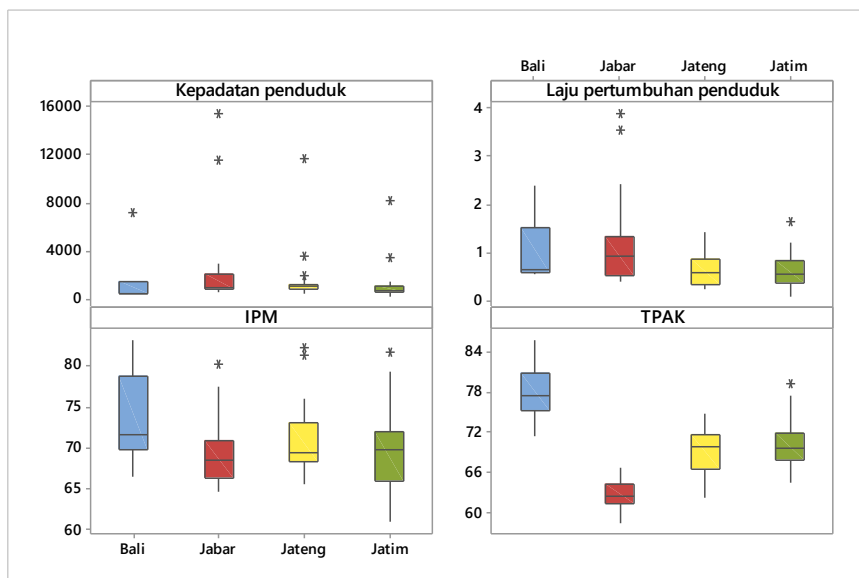
### 4.3 Karakteristik Faktor yang Mempengaruhi Nilai Transaksi Saham

Pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan jumlah nilai transaksi saham di mana variabel prediktor pada level mikronya adalah kepadatan penduduk ( $X_1$ ), laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ), Indeks Pembangunan Manusia ( $X_3$ ), tingkat partisipasi angkatan kerja ( $X_4$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), jumlah industri ( $X_6$ ), jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), dan PDRB ( $X_8$ ). Sebelum dilakukan pemodelan transaksi saham dengan delapan variabel prediktor tersebut, dilakukan analisis korelasi terlebih dahulu untuk mengetahui tingkat hubungan variabel dengan nilai transaksi saham. Tabel 4.4 merupakan nilai korelasi seluruh variabel prediktor terhadap variabel respon.

**Tabel 4.4** Korelasi Variabel Prediktor dengan Nilai Transaksi Saham

Variabel	Nilai Korelasi	<i>P-value</i>
X <sub>1</sub>	0.239	0.024
X <sub>2</sub>	0.266	0.011
X <sub>3</sub>	0.400	0.000
X <sub>4</sub>	0.565	0.000
X <sub>5</sub>	0.213	0.044
X <sub>6</sub>	0.114	0.286
X <sub>7</sub>	0.186	0.079
X <sub>8</sub>	0.246	0.020

Tabel 4.4 menunjukkan hasil uji korelasi seluruh variabel prediktor terhadap nilai transaksi saham. Dapat diketahui dari tabel, variabel X<sub>4</sub> memiliki nilai korelasi paling tinggi, sedangkan variabel X<sub>6</sub> memiliki nilai korelasi paling rendah. Pada taraf uji  $\alpha = 0.05$  variabel X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub>, X<sub>5</sub>, dan X<sub>8</sub> signifikan terhadap model, sedangkan dengan taraf uji  $\alpha = 0.10$  hanya X<sub>6</sub> yang tidak signifikan nilai korelasinya. Selain dilakukan analisa terhadap data nilai jumlah transaksi saham, juga dilakukan analisis terhadap variabel prediktornya atau variabel yang akan diduga berpengaruh terhadap transaksi saham. Gambar 4.5 dan Gambar 4.6 merupakan hasil analisis terhadap variabel prediktor tersebut.

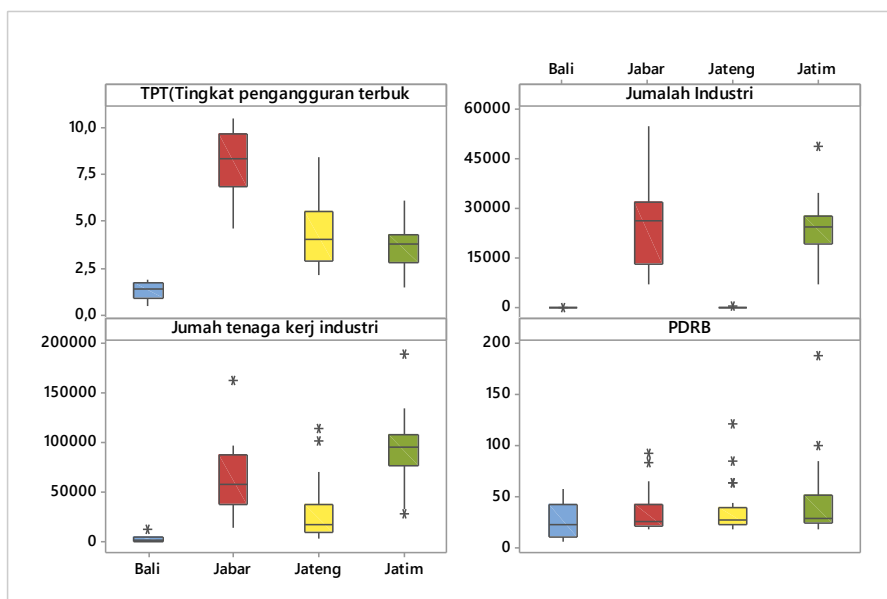


**Gambar 4.5** Histogram Data X<sub>1</sub>-X<sub>4</sub>

Gambar 4.5 menunjukkan analisis karakteristik data kepadatan penduduk (X<sub>1</sub>), laju pertumbuhan penduduk (X<sub>2</sub>), Indeks Pembangunan Manusia (X<sub>3</sub>), dan tingkat partisipasi angkatan kerja (X<sub>4</sub>). Gambar histogram menunjukkan bahwa



semua karakteristik data memiliki *outlier*. Pada data kepadatan penduduk di Provinsi Bali memiliki *outlier* hanya satu, sedangkan Provinsi Jawa Tengah terdapat 3 *outlier*. Provinsi Jawa Barat memiliki nilai kepadatan penduduk paling tinggi dan *range* paling besar dibandingkan provinsi lain. Pada karakteristik laju pertumbuhan penduduk, Provinsi Jawa Barat masih memiliki nilai paling tinggi dan jumlah *outlier* paling banyak. Provinsi Bali tidak memiliki *outlier*, tetapi nilai *range* datanya paling tinggi. Begitu pula dengan karakteristik Indeks Pembangunan Manusia Provinsi Bali nilainya paling tinggi dan *rangeny*a paling besar, tetapi tidak memiliki *outlier*. Pada karakteristik tingkat partisipasi angkatan kerja hanya Provinsi Jawa Timur saja yang memiliki data *outlier*, tetapi nilai tingkat partisipasi angkatan kerja tertinggi dan *range* terbesar berada di Provinsi Bali. Pada nilai tingkat partisipasi angkatan kerja Provinsi Jawa Barat nilainya paling kecil.



**Gambar 4.6** Histogram Data  $X_5$ - $X_8$

Gambar 4.6 merupakan histogram dari data tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), jumlah industri ( $X_6$ ), jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), dan PDRB ( $X_8$ ). Pada karakteristik tingkat pengangguran terbuka Provinsi Jawa Barat nilainya paling besar, sedangkan Provinsi Bali paling kecil. Pada karakteristik ini tidak terdapat data *outlier*. Pada data jumlah industri menunjukkan bahwa Provinsi Jawa Barat nilainya paling tinggi dan *range* datanya paling besar, sedangkan Provinsi Bali dan Jawa Tengah nilainya rendah dan *range* datanya kecil. Pada data jumlah tenaga

kerja industri Provinsi Bali memiliki nilai paling rendah, sedangkan Provinsi Jawa Timur terdapat dua *outlier* di mana data *outlier* tersebut berada pada posisi data paling besar dan paling kecil. Pada data PDRB Provinsi Bali tidak memiliki nilai *outlier*. Nilai terendah data berada di Provinsi Bali, sedangkan nilai tertingginya berada di Provinsi Jawa Timur. Tabel 4.5 merupakan nilai statistik deskriptif data faktor-faktor yang diduga mempengaruhi nilai transaksi saham. Nilai statistik deskriptif pada setiap variabel sangat berbeda-beda. Hal tersebut karena nilai pengukurannya berbeda sehingga sebelum dilakukan analisis model hirarki Bayesian, data dilakukan standardisasi terlebih dahulu agar didapatkan hasil estimasi konvergen lebih cepat.

**Tabel 4.5** Statistik Deskriptif Variabel Independen

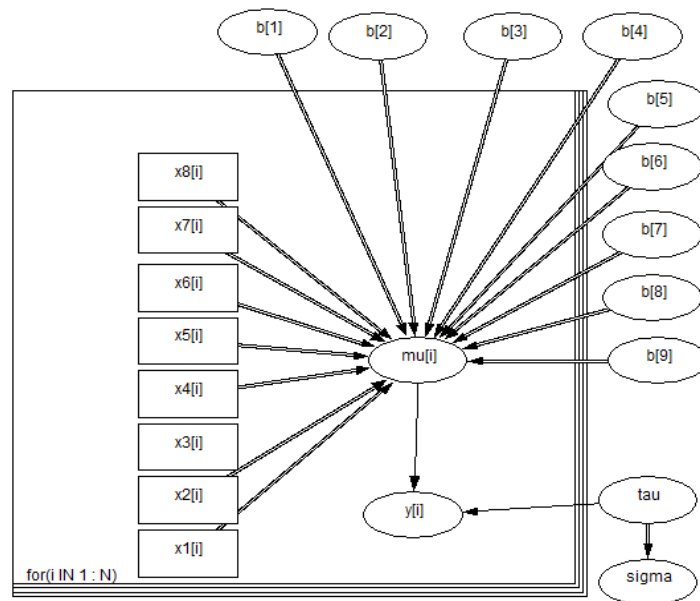
Variabel Prediktor	Rata-rata	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
X <sub>1</sub>	1588.263	2443.096	278.430	15478.000
X <sub>2</sub>	0.805	0.635	0.103	3.900
X <sub>3</sub>	0.959	0.280	0.350	1.840
X <sub>4</sub>	69.115	5.112	58.650	85.850
X <sub>5</sub>	4.568	2.453	0.440	10.560
X <sub>6</sub>	13373.900	14095.106	9.000	55002.000
X <sub>7</sub>	55098.300	44123.873	432.000	190362.000
X <sub>8</sub>	37.403	26.970	6.536	188.731

#### 4.4 Estimasi Model Bayesian Satu Tingkat

Penentuan estimasi parameter model Bayesian satu tingkat dilakukan dengan menggunakan metode MCMC dan algoritma *Gibbs Sampling*. Pada pemodelan Bayesian satu tingkat dilakukan dua kali pemodelan, yaitu pemodelan dengan menggunakan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter dan 3-parameter. Kedua pendekatan distribusi tersebut melibatkan sebanyak 8 variabel prediktor. Hasil estimasi parameter model diperoleh melalui distribusi *posterior*, di mana pengambilan sampel parameter dilakukan menggunakan metode MCMC dengan *Gibbs Sampling*. Hasil yang didapatkan pada metode Bayesian ini harus memenuhi 3 sifat rantai *Markov*, yaitu *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*. Hasil paparan analisis tersebut adalah:

#### 4.4.1 Estimasi Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter

Pemodelan Bayesian dilakukan dengan menggunakan *software* WinBUGS. Estimasi parameter model dimulai dengan *Directed Acyclic Graph* (DAG), hal ini dilakukan untuk membentuk struktur parameter model. DAG untuk pemodelan Bayesian satu tingkat pendekatan Log normal 2-parameter ditampilkan dalam Gambar 4.7.



**Gambar 4.7** *Directed Acyclic Graph* (DAG) Log Normal 2-parameter Satu Tingkat

Secara matematis distribusi *prior* yang digunakan untuk masing-masing elemen vektor parameter model Bayesian satu tingkat pendekatan Log Normal 2-parameter berdasarkan *Directed Acyclic Graph* (DAG) Gambar 4.7 adalah:

$$Y_{ij} \sim N(\mu_j, \sigma^2), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$\mu_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_8 X_8 + e_{ij}$$

$$\beta \sim N(m_{[\beta]}, s_{[\beta]}^2)$$

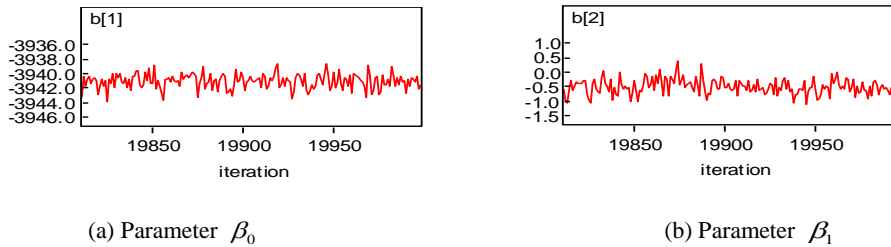
$$\tau \sim \text{Gamma}(a_\tau, b_\tau)$$

$$\sigma^2 = 1/\tau$$

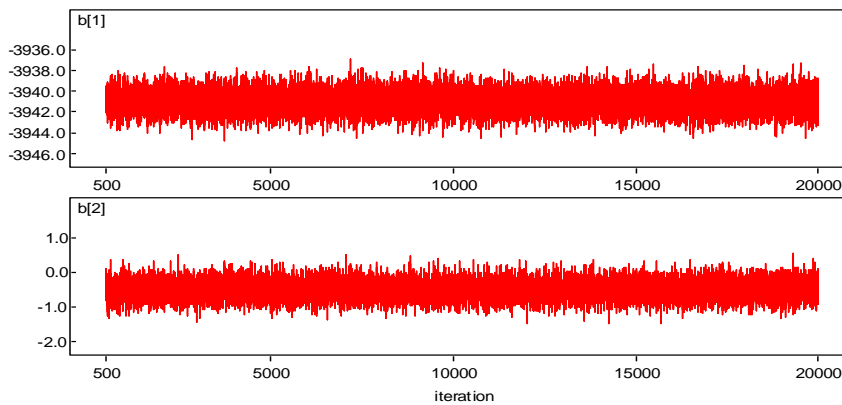
Pemodelan Bayesian satu tingkat pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter menggunakan 20,000 kali iterasi dengan *thin* 1 dan *burn-in* sebanyak 500 iterasi. Sampel yang digunakan untuk mengestimasi parameter sebanyak 19,500

sampel. Gambar 4.8 hingga Gambar 4.12 merupakan pemaparan dari proses MCMC yang disajikan dalam *diagnostic Plot* dari sebagian *Trace Plot*, *Serial Plot*, *Autocorrelation (ACF) Plot*, *Quantiles Plot*, dan *Density Plot* model Bayesian satu tingkat Log Normal 2-parameter. Gambar secara lengkapnya ditunjukkan pada lampiran 18.

1. *Trace Plot* untuk parameter hasil estimasi model Bayesian satu tingkat tidak menunjukkan suatu pola tertentu, cenderung stationer dan bersifat random. Gambar 4.8 menyajikan *Trace Plot* dari dua estimasi parameter koefisien model, yaitu parameter  $\beta_0$  dan  $\beta_1$ .



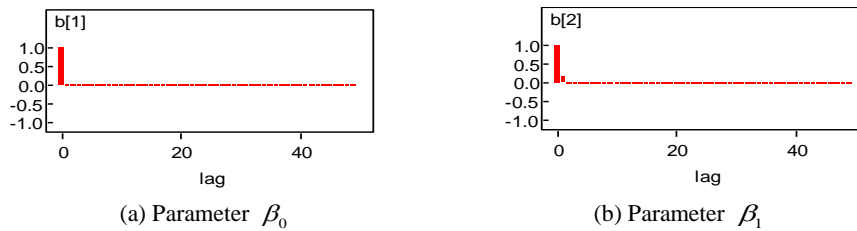
**Gambar 4.8** *Trace Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter (Iterasi 500-20,000)



**Gambar 4.9** *Serial Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter 19,500 Iterasi

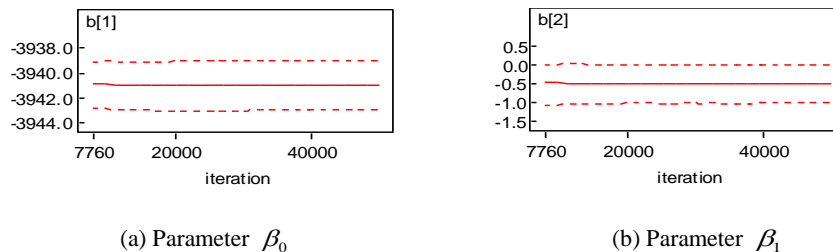
Gambar 4.9 menunjukkan bahwa sampel yang dihasilkan dalam proses MCMC tidak terdapat nilai ekstrim dan telah menunjukkan pola acak yang stabil pada nilai tertentu. Kedua gambar membuktikan bahwa sampel yang dihasilkan mempunyai sifat yang random (*irreducible*) dan tidak memiliki pola yang periodik (*aperiodic*).

2. *Autocorrelation (ACF) Plot* untuk parameter  $\beta_0$  dan  $\beta_1$  ditunjukkan pada Gambar 4.10. Hasil *ACF Plot* yang terbentuk menguatkan bukti bahwa sampel estimasi parameter yang dihasilkan bersifat random. Hal ini ditunjukkan melalui auto korelasi yang bernilai satu di lag 0 dan bernilai nol atau mendekati nol di lag lainnya.



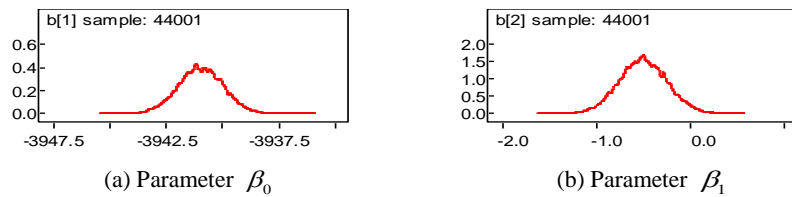
**Gambar 4.10** *Autocorrelation Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter

3. *Quantiles Plot* dari model Bayesian satu tingkat dalam Gambar 4.11 menunjukkan *mean* hasil estimasi parameter  $\beta_0$  dan  $\beta_1$  telah mencapai nilai yang stabil dan berada dalam *Credible Interval*. Hal ini mengindikasikan bahwa estimasi parameter dihasilkan dari suatu proses yang telah mencapai *equilibrium* atau konvergen.



**Gambar 4.11** *Quantile Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter

Berdasarkan *diagnostic Plot* dari hasil MCMC, yaitu *Trace*, *Serial*, *Autocorrelation* dan *Quantile Plot* dapat disimpulkan bahwa proses estimasi parameter yang dilakukan sudah mencapai kondisi yang konvergen. Selanjutnya, ditampilkan *Density Plot* untuk mengilustrasikan fungsi kepadatan distribusi *posterior* koefisien regresi model Bayesian satu tingkat dengan pola densitas normal. Pada Gambar 4.12 menunjukkan bahwa distribusi *posterior* koefisien regresi model Bayesian satu tingkat telah sesuai dengan distribusi *prior* yang digunakan untuk semua parameter, yaitu distribusi normal.



**Gambar 4.12** *Density Plot* Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter

Hasil estimasi parameter pemodelan Bayesian satu tingkat telah dapat digunakan untuk menggambarkan model jumlah nilai transaksi saham karena telah memenuhi syarat *irreducible*, *aperiodic* dan *recurrent*. Hasil estimasi koefisien parameter beserta hasil pengujian signifikansi parameternya dengan pendekatan HPD (*Highest Posterior Density*), yaitu suatu parameter dikatakan signifikan apabila *Credible Interval* tidak mengandung nilai nol ditunjukkan pada Tabel 4.6.

**Tabel 4.6** Pengujian Signifikansi Parameter Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 2-parameter

Parameter	Mean	Error	2.50%	Median	97.50%
$\beta_0$	270.000	1.004	0.007	268.000	270.000
$\beta_1$	-0.147	0.049	0.000	-0.245	-0.147
$\beta_2$	1.825	1.002	0.007	-0.125	1.824
$\beta_3$	1261.000	1.000	0.006	1259.000	1261.000
$\beta_4$	6.288	1.060	0.008	4.228	6.281
$\beta_5$	2.119	1.009	0.007	0.154	2.123
$\beta_6$	0.049	0.019	0.000	0.014	0.048
$\beta_7$	-0.031	0.006	0.000	-0.043	-0.031
$\beta_8$	-0.503	0.988	0.007	-2.415	-0.506
$\sigma^2$	6.93E-07	1.26E-07	8.81E-10	4.73E-07	6.83E-07

Hasil estimasi parameter dengan metode Bayesian satu tingkat Log Normal 2-parameter menunjukkan dari sembilan parameter terdapat tiga parameter yang tidak signifikan, yakni parameter  $\beta_1$ ,  $\beta_7$ , dan  $\beta_8$ . Menggunakan metode tersebut variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), dan PDRB ( $X_8$ ) tidak berpengaruh terhadap jumlah nilai transaksi saham. Dari variabel yang signifikan, model persamaan jumlah nilai transaksi saham kabupaten/kota dari empat provinsi di Indonesia adalah

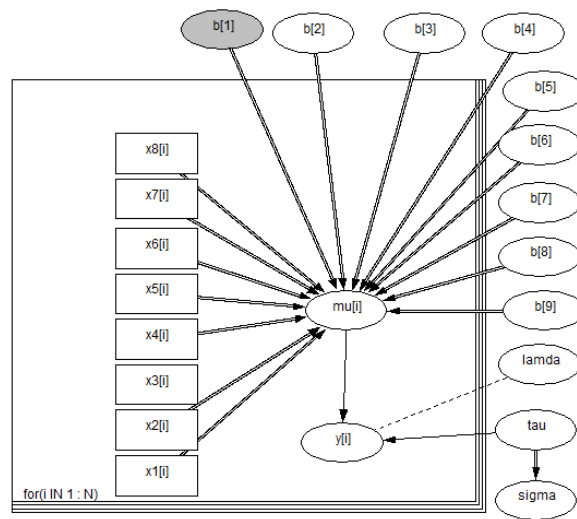
$$Y = 270 + 1.825X_2 + 1.261X_3 + 6.288X_4 + 2.119X_5 + 0.048X_6$$

Selanjutnya, setelah dilakukan pemodelan Bayesian satu tingkat dengan pendekatan Log Normal 2-parameter maka dilakukan pemodelan Bayesian satu

tingkat dengan pendekatan Log Normal 3-parameter. Proses pemodelan tersebut hampir sama dengan pemodelan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter.

#### 4.4.2 Estimasi Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter

Sama halnya dengan pemodelan Bayesian sebelumnya pada pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter juga menggunakan *Directed Acyclic Graph* (DAG). Gambar 4.13 merupakan bentuk DAG dari pemodelan satu tingkat dengan pendekatan Log Normal 3-parameter.



**Gambar 4.13** *Directed Acyclic Graph* (DAG) Log Normal 3-parameter Satu Tingkat

Secara matematis distribusi *prior* yang digunakan untuk masing-masing elemen vektor parameter model Bayesian satu tingkat distribusi Log Normal 3-parameter sama dengan Log Normal 2-parameter hanya saja pada pemodelan Log 3-parameter terdapat parameter lambda ( $\lambda$ ). Distribusi prior dari pemodelan diuraikan secara matematis sebagai berikut:

$$Y_{ij} \sim N(\mu_j, \sigma^2), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$\mu_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_8 X_8 + e_{ij}$$

$$\beta \sim N(m_{\beta}, s_{\beta}^2)$$

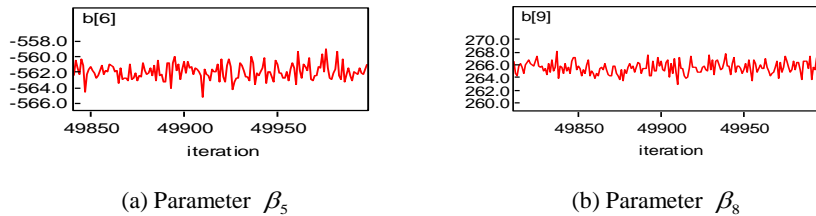
$$\tau \sim \text{Gamma}(a_{\tau}, b_{\tau})$$

$$\lambda_j \sim N(\mu_j, \sigma_j^2)$$

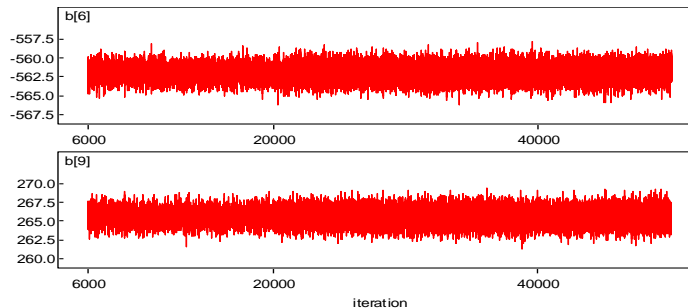
$$\sigma^2 = 1 / \tau$$

Pada pemodelan dengan menggunakan distribusi Log Normal 3-parameter proses mendapatkan hasil estimasi parameter berbeda dengan menggunakan Log Normal 2-parameter. Pada pendekatan distribusi ini digunakan 50,000 kali iterasi dengan *thin* 35 dan *burn-in* sebanyak 6,000 iterasi. Sampel yang digunakan untuk mengestimasi parameter sebanyak 44,000 sampel. Pemodelan Bayesian satu tingkat pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter membutuhkan waktu dan iterasi yang lebih rumit dibandingkan pemodelan dengan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter. Pada metode ini ditampilkan *diagnostic Plot* dari  $\beta_5$  dan  $\beta_8$ . Sama halnya dengan parameter  $\beta_5$  dan  $\beta_8$ , gambar parameter untuk koefisien yang lain juga telah menunjukkan sifat yang sama. *Trace Plot*, *Serial Plot*, *Autocorrelation (ACF) Plot*, *Quantiles Plot*, dan *Density Plot* dengan metode Bayesian satu tingkat Log Normal 3-parameter ditunjukkan pada Gambar 4.14 sampai Gambar 4.18.

1. *Trace Plot* untuk parameter hasil estimasi model tidak menunjukkan pola tertentu, cenderung stationer dan bersifat acak. Gambar 4.14 menyajikan *Trace Plot* dari dua estimasi parameter koefisien model, yaitu parameter  $\beta_5$  dan  $\beta_8$ .



**Gambar 4.14** *Trace Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter (Iterasi 6000-50.000)

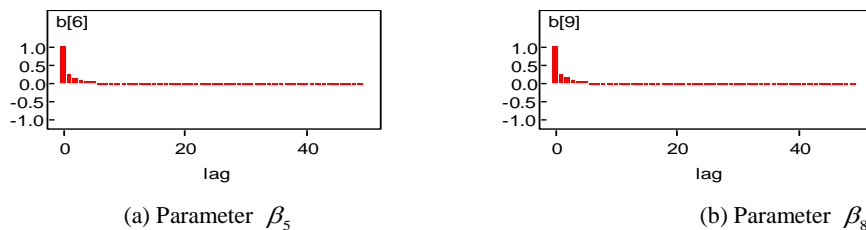


**Gambar 4.15** *Serial Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter 54,000 Iterasi



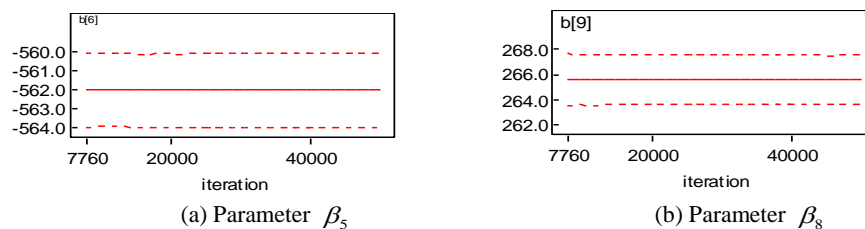
*Serial Plot* pada Gambar 4.15 menunjukkan bahwa sampel yang dihasilkan dalam proses MCMC tidak terdapat nilai ekstrim dan telah menunjukkan pola acak yang stabil pada nilai tertentu. Kedua gambar membuktikan bahwa sampel yang dihasilkan mempunyai sifat yang random (*irreducible*) dan tidak memiliki pola yang periodik (*aperiodic*).

2. *Autocorrelation (ACF) Plot* untuk parameter  $\beta_5$  dan  $\beta_8$  ditunjukkan pada Gambar 4.16. Hasil *ACF Plot* yang terbentuk semakin memperkuat bahwa sampel estimasi parameter yang dihasilkan bersifat random. Hal ini ditunjukkan melalui auto korelasi yang bernilai satu di lag 0 dan bernilai nol atau mendekati nol di lag lainnya.



**Gambar 4.16** *Autocorrelation (ACF) Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter

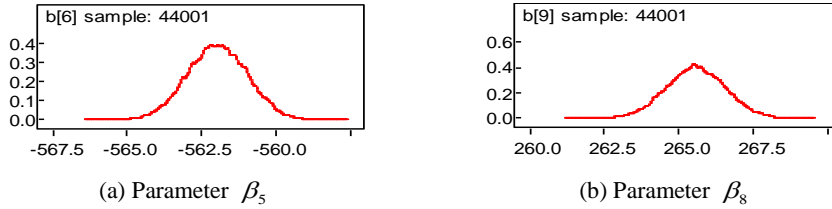
3. *Quantiles Plot* dari model Bayesian satu tingkat dalam Gambar 4.17 menunjukkan nilai rata-rata hasil estimasi parameter  $\beta_5$  dan  $\beta_8$  telah mencapai nilai yang stabil dan berada dalam *Credible Interval*. Hal ini mengindikasikan bahwa estimasi parameter dihasilkan dari suatu proses yang telah mencapai *equilibrium* atau konvergen.



**Gambar 4.17** *Quantiles Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter

Berdasarkan *diagnostic Plot* hasil MCMC, yaitu *Trace*, *Serial*, *Autocorrelation* dan *Quantile Plot* dapat disimpulkan bahwa proses estimasi parameter yang dilakukan sudah mencapai kondisi yang konvergen. Selanjutnya, ditampilkan *Density Plot* untuk mengilustrasikan fungsi kepadatan distribusi

*posterior* koefisien regresi model Bayesian satu tingkat dengan pola densitas normal.



**Gambar 4.18** *Density Plot* Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter

Pada Gambar 4.18 menunjukkan bahwa distribusi *posterior* koefisien regresi model Bayesian satu tingkat telah sesuai dengan distribusi *prior* yang digunakan untuk parameter  $\beta$ , yaitu distribusi normal. Hal tersebut menunjukkan hasil estimasi parameter pemodelan Bayesian satu tingkat telah dapat digunakan untuk menggambarkan model jumlah nilai transaksi saham di Provinsi Bali, Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur. Hasil dari nilai estimasi koefisien parameter dengan menggunakan metode tersebut beserta hasil pengujian signifikansi parameternya dengan pendekatan HPD (*Highest Posterior Density*), yaitu suatu parameter dikatakan signifikan apabila *Credible Interval* tidak mengandung nilai nol ditunjukkan pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7** Pengujian Signifikansi Parameter Model Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Log Normal 3-parameter

Parameter	Mean	Error	2.50%	Median	97.50%
$\beta_0$	270	0.99660	0.006078	268	270
$\beta_1$	-0.14680	0.04912	3.18E-04	-0.24410	-0.14710
$\beta_2$	1.81400	1.00900	0.005763	-0.18540	1.822
$\beta_3$	1261	0.99870	0.006021	1259	1261
$\beta_4$	6.30300	1.05600	0.008958	4.217	6.311
$\beta_5$	2.11900	0.99610	0.005958	0.17070	2.121
$\beta_6$	0.04930	0.01955	2.93E-04	0.01308	0.04848
$\beta_7$	-0.03143	0.00561	8.54E-05	-0.04300	-0.03123
$\beta_8$	-0.49510	0.98300	0.005929	-2.41100	-0.49380
$\sigma^2$	6.90E-07	1.26E-07	1.21E-09	4.69E-07	6.82E-07
$\lambda$	1.45E+00	1.21E+00	7.34E-03	9.24E-02	1.14E+00

Hasil estimasi parameter dengan metode Bayesian satu tingkat Log Normal 3-parameter menunjukkan dari sembilan parameter terdapat tiga parameter yang tidak signifikan, yakni parameter  $\beta_1, \beta_7$ , dan  $\beta_8$ . Menggunakan metode Bayesian

satu tingkat pendekatan Log Normal 3-parameter variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), dan PDRB ( $X_8$ ) tidak berpengaruh terhadap nilai jumlah transaksi saham. Model jumlah nilai transaksi saham kabupaten/kota dari empat provinsi di Indonesia dengan metode tersebut adalah

$$Y = 270 + 1.825X_2 + 1.261X_3 + 6.288X_4 + 2.119X_5 + 0.048X_6$$

Selanjutnya, setelah dilakukan pemodelan Bayesian satu tingkat dengan pendekatan Log Normal 2-parameter dan 3-parameter maka langkah selanjutnya adalah dilakukan pemodelan hirarki Bayesian dengan pendekatan kedua distribusi tersebut.

#### **4.5 Estimasi Model Hirarki Bayesian Dua Tingkat**

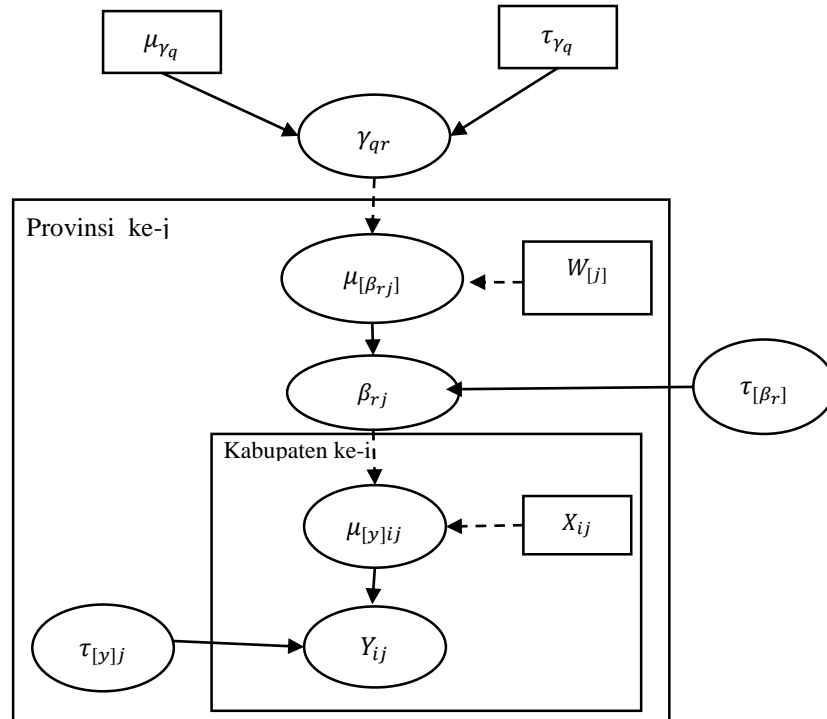
Estimasi pemodelan hirarki dua tingkat dilakukan sebanyak dua tahap. Pemodelan tahap satu dinamakan sebagai model alternatif 1, sedangkan pemodelan tahap dua dinamakan model alternatif 2. Semua tahap pemodelan dilakukan sebanyak dua kali, yakni pemodelan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter dan 3-parameter. Pada pemodelan tahap satu semua variabel pada level mikro dan makro dilakukan pemodelan hirarki dua tingkat, dari pemodelan tersebut akan didapatkan variabel level mikro yang signifikan terhadap model sehingga pada tahap dua hanya dilakukan pemodelan pada variabel yang signifikan saja.

##### **4.5.1 Model Alternatif 1**

Berdasarkan sub bab sebelumnya telah dijelaskan bahwa pola distribusi data nilai transaksi saham di Provinsi Bali, Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur mengikuti distribusi Log Normal 2-parameter dan 3-parameter. Mengingat semakin kompleks model yang dibangun dan banyaknya parameter pada pemodelan maka iterasi yang digunakan pada pemodelan hirarki adalah sebanyak 90,000 iterasi dengan *burn-in* sebesar 60,000 iterasi sehingga terdapat 30,000 sampel iterasi. Pemodelan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter *thin* yang digunakan sebesar 150, sedangkan pemodelan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter *thin* yang digunakan 200.

**a. Pendekatan Log Normal 2-parameter**

Proses mendapatkan estimasi parameter model hirarki dua tingkat pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter dilakukan dengan metode MCMC berdasarkan DAG pada Gambar 4.19 yang diterjemahkan ke dalam *coding* program sebagaimana pada bagian Lampiran 17 menggunakan *software* WinBUGS.



**Gambar 4.19** Directed Acyclic Graph (DAG) Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter

Secara matematis distribusi *prior* yang digunakan untuk masing-masing elemen vektor parameter model hirarki Bayesian dua tingkat pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter berdasarkan *Directed Acyclic Graph* (DAG) Gambar 4.19 adalah:

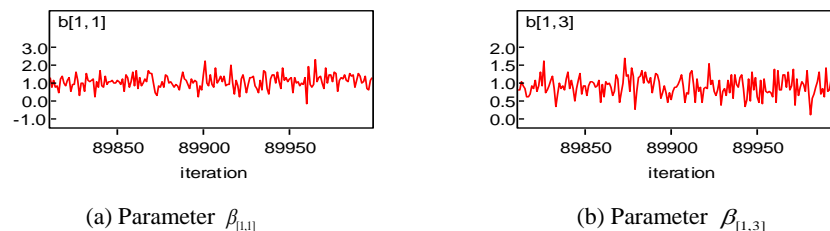
$$\begin{aligned}
 Y_{ij} &\sim LN(\mu_{ij}, \sigma^2), \quad i = 1, 2, \dots, n_j; \quad j = 1, 2, 3, 4 \\
 \mu_{ij} &= \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1ij} + \dots + \beta_{8j}X_{8ij} + e_{ij}, \\
 \beta_{rj} &\sim N(\mu_{[\beta_rj]}, \sigma_{[\beta_rj]}^2), \quad r = 0, 1, \dots, 8 \\
 \mu_{[\beta_rj]} &= \gamma_{0j} + \gamma_{1r}W_{1j} + \gamma_{2r}W_{2j} + \gamma_{3r}W_{3j} + u_{rj} \\
 \gamma_{qr} &\sim N(\mu_{[\gamma_q]}, \sigma_{[\gamma_q]}^2), \quad q = 0, 1, 2, 3
 \end{aligned}$$

$$\tau_j \sim \text{Gamma}(a_\tau, b_\tau)$$

$$\tau_{rj} \sim \text{Gamma}(a_\tau, b_\tau)$$

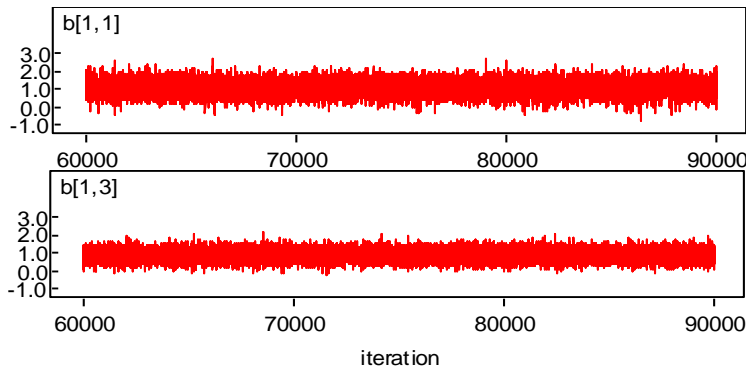
Penentuan nilai parameter distribusi *prior* dilakukan dengan cara kombinasi dari *conjugate* dan *pseudo prior*. Proses penentuan nilai parameter dilakukan secara berulang-ulang di mana hasil pada setiap percobaan dijadikan informasi untuk memperbaiki *prior* model sehingga diperoleh hasil estimasi yang konvergen dan memenuhi sifat-sifat *Markov Chain*, yaitu *irreducible*, *aperiodic* dan *recurrent*. Pada pemodelan hirarki Bayesian pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter didapatkan hasil yang telah memenuhi kriteria konvergen sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.20 hingga Gambar 4.24.

1. *Trace Plot* untuk parameter hasil estimasi model hirarki Bayesian tidak menunjukkan suatu pola tertentu, cenderung stationer dan bersifat random. Gambar 4.20 menyajikan *Trace Plot* dari dua estimasi parameter koefisien model, yaitu parameter  $\beta$ . Dalam hal ini dipilih parameter  $\beta_{[1,1]}$  dan  $\beta_{[1,3]}$ , yaitu koefisien hasil estimasi  $\beta_1$  di Provinsi Bali dan Jawa Tengah. Hasil iterasi parameter yang lain juga telah mencapai konvergen sebagaimana gambar dalam Lampiran 18.



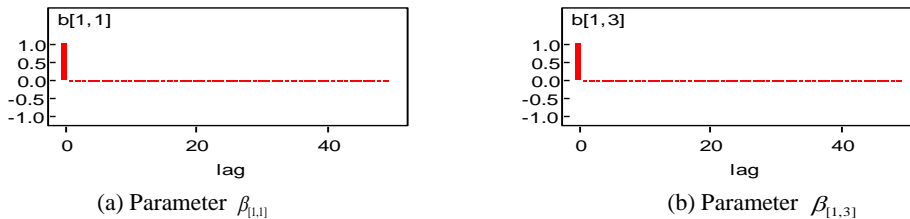
**Gambar 4.20** *Trace Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90,000)

Berdasarkan *Serial Plot* dari 30,000 sampel yang dibangkitkan Gambar 4.21 menunjukkan bahwa sampel yang dihasilkan dalam proses MCMC tidak terdapat nilai ekstrim dan telah menunjukkan pola acak yang stabil pada nilai tertentu. Kedua gambar membuktikan bahwa sampel yang dihasilkan mempunyai sifat yang random (*irreducible*) dan tidak memiliki pola yang periodik (*aperiodic*).



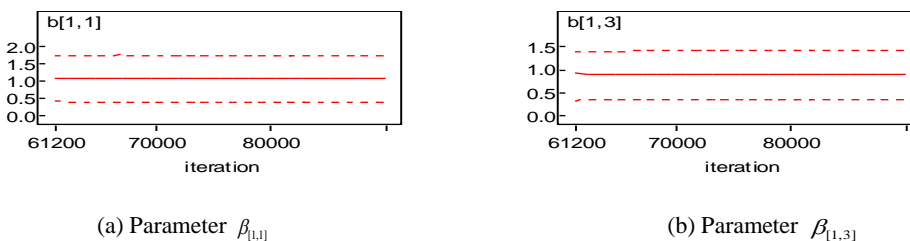
**Gambar 4.21** *Serial Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90,000)

2. *Autocorrelation (ACF) Plot* untuk parameter  $\beta_{[1,1]}$  dan  $\beta_{[1,3]}$  ditunjukkan pada Gambar 4.22. Hasil *ACF Plot* yang terbentuk menguatkan bukti bahwa sampel estimasi parameter yang dihasilkan bersifat random. Hal ini ditunjukkan melalui auto korelasi yang bernilai satu di lag 0 dan bernilai nol atau mendekati nol di lag lainnya.



**Gambar 4.22** *Autocorrelation (ACF) Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu

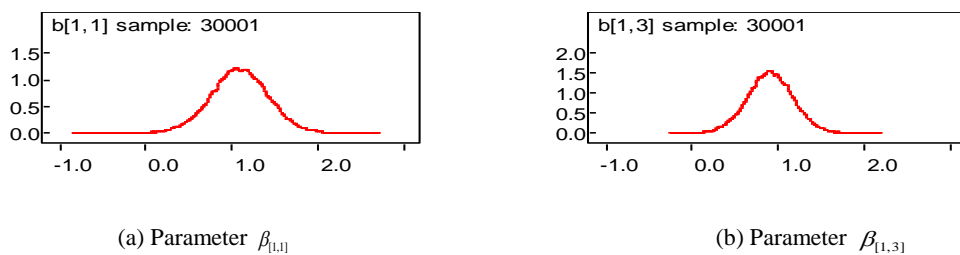
3. *Quantiles Plot* dari model hirarki Bayesian Gambar 4.23 menunjukkan *mean* hasil estimasi parameter  $\beta_{[1,1]}$  dan  $\beta_{[1,3]}$  telah mencapai nilai yang stabil dan berada dalam *Credible Interval*. Hal ini mengindikasikan bahwa estimasi parameter yang dihasilkan telah mencapai *equilibrium* atau konvergen.



**Gambar 4.23** *Quantiles Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu

Berdasarkan *diagnostic Plot* hasil MCMC, yaitu *Trace*, *Serial*, *Autocorrelation* dan *Quantile Plot* dapat disimpulkan bahwa proses estimasi parameter yang dilakukan sudah mencapai kondisi yang konvergen. Selanjutnya, ditampilkan *Density Plot* untuk mengilustrasikan fungsi kepadatan distribusi *posterior* koefisien regresi model hirarki Bayesian dengan pola densitas normal.

Pada Gambar 4.24 menunjukkan bahwa distribusi *posterior* koefisien regresi model Bayesian telah sesuai dengan distribusi *prior* yang digunakan untuk parameter  $\beta$ , yaitu distribusi normal. Pada gambar juga dapat diketahui bahwa nilai simpangan dari distribusi hasil *posterior* baik parameter  $\beta_{[1,1]}$  dan  $\beta_{[1,3]}$  relatif kecil, hal tersebut ditunjukkan dari rentan nilai kurva densitas normal pada  $\beta_{[1,1]}$  yang hanya ada pada nilai -1 hingga 3 dan nilai kurva densitas normal pada  $\beta_{[1,3]}$  yang hanya ada pada nilai 0 sampai 2.



**Gambar 4.24** *Density Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Satu

Pada proses pemodelan hirarki Bayesian digunakan 8 variabel pada tingkat satu (model mikro) dan 3 variabel pada tingkat dua (model makro) dengan jumlah provinsi sebanyak 4 sehingga dari proses pemodelan tersebut diperoleh sebanyak 24 buah penduga parameter koefisien regresi pada model makro dan 36 buah penduga parameter koefisien regresi pada model mikro.

**Tabel 4.8** Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Satu

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$	$\beta_5$	$\beta_6$	$\beta_7$	$\beta_8$
Bali	6.969*	1.143*	0.303*	-0.21	-0.078	-0.096	-0.214	0.663*	0.396
Jawa Barat	6.663*	0.100*	0.453*	0.335	-0.851	-0.470	0.149	0.837*	0.516
Jawa Tengah	6.975*	0.820*	-0.002**	0.174	-0.357	-0.295	-0.253	0.899*	-0.042
Jawa Timur	6.769*	0.999*	-0.143**	0.373	-0.398	0.787	-0.220	0.806*	-0.123

\* Estimasi parameter signifikan pada nilai  $\alpha = 5\%$

Ringkasan *posterior* seluruh parameter dalam model hirarki dua tingkat jumlah nilai transaksi saham di Provinsi Bali, Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur dijelaskan pada Lampiran 6, sedangkan ringkasan koefisien regresi model mikro empat provinsi tersebut ditampilkan pada Tabel 4.8. Kriteria penentuan signifikansi parameter dari koefisien regresi dalam pemodelan hirarki Bayesian menggunakan konsep HPD (*Highest Posterior Density*) di mana di dalam selang interval tidak boleh menyentuh nilai nol. Apabila kondisi *posterior* berada diantara nilai negatif dan positif maka terdapat peluang bahwa suatu koefisien bernilai nol, artinya koefisien tersebut tidak memiliki andil dalam menjelaskan variabel respon atau dapat disimpulkan parameter dari koefisien regresi tidak signifikan. Nilai  $\alpha$  untuk *Credible Interval* pada estimasi parameter Tabel 4.8 adalah sebesar 5%. Tabel tersebut menunjukkan bahwa seluruh koefisien  $\beta_0$  signifikan terhadap model. Koefisien  $\beta_0$  yang signifikan menunjukkan bahwa terdapat perbedaan jumlah nilai transaksi saham di setiap provinsi sehingga dapat dicari pengaruh setiap variabel level makro terhadap koefisien estimasi parameter pada pemodelan level kabupaten/kota. Ringkasan persamaan pemodelan hirarki dua tingkat pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter tahap satu dari Tabel 4.8 ditunjukkan pada Tabel 4.9.

**Tabel 4.9** Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Tahap Satu Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter

Provinsi	Log Normal 2-parameter
Bali	$6.969 + 1.143X_1$
Jawa Barat	$6.663 + 0.453X_2$
Jawa Tengah	$6.975 + 0.820X_1 + 0.899X_7$
Jawa Timur	-

Tabel 4.9 menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode hirarki Bayesian didapatkan model persamaan untuk setiap provinsi. Provinsi Bali jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 1.143 milyar jumlah transaksi saham. Provinsi Jawa Barat jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ), di mana setiap kenaikan satu persen pertambahan penduduk akan menaikkan 0.453 milyar jumlah transaksi saham. Provinsi Jawa Tengah jumlah nilai transaksi sahamnya



dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ) dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 0.82 milyar jumlah transaksi saham dan setiap kenaikan satu industri besar dan sedang akan menaikkan 0.899 milyar jumlah nilai transaksi saham. Provinsi Jawa Timur jumlah nilai transaksi sahamnya tidak dipengaruhi oleh 8 variabel pada variabel mikro yang digunakan sebagai penelitian. Jumlah nilai transaksi saham untuk Provinsi Jawa Timur pada setiap kabupaten dipengaruhi oleh faktor-faktor lain selain kepadatan penduduk ( $X_1$ ), laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ), Indeks Pembangunan Manusia ( $X_3$ ), tingkat partisipasi angkatan kerja ( $X_4$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), jumlah industri ( $X_6$ ), jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), dan PDRB ( $X_8$ ).

Selanjutnya, karena terdapat perbedaan nilai transaksi saham antar provinsi yang menandakan terdapat pengaruh variabel mikro (tingkat dua), yaitu variabel level provinsi terhadap estimasi parameter level kabupaten maka pada Tabel 4.10 disajikan hasil estimasi hirarki Bayesian pada level makro, yakni parameter  $\gamma_1$  (menunjukkan hubungan pengaruh inflasi),  $\gamma_2$  (menunjukkan hubungan pengaruh simpangan rupiah dan valas), dan  $\gamma_3$  (menunjukkan hubungan pengaruh jumlah UMKM) terhadap koefisien pemodelan mikro. Berdasarkan *diagnostic Plot* hasil MCMC, yaitu *Trace*, *Serial*, *Autocorrelation* dan *Quantile Plot* telah menunjukkan kesesuaian dengan sifat MCMC, yaitu *irreducible*, *aperiodic* dan *recurrent*. Dari hasil estimasi koefisien dengan HPD, menunjukkan bahwa seluruh koefisien signifikan terhadap model karena dengan nilai  $\alpha = 5\%$  di dalam selang intervalnya tidak terdapat nilai nol.

**Tabel 4.10** Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Satu Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter

Parameter	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$
$\beta_1$	64	47.93	-10.36
$\beta_2$	64	47.93	-10.36
$\beta_3$	64	47.92	-10.36
$\beta_4$	64	47.93	-10.36
$\beta_5$	64	47.92	-10.36
$\beta_6$	64	47.93	-10.36
$\beta_7$	64	47.93	-10.36
$\beta_8$	64	47.92	-10.36

Tabel 4.10 menunjukkan hasil koefisien pemodelan makro pada parameter  $\gamma_1$  dan  $\gamma_2$  bernilai positif, sedangkan parameter  $\gamma_3$  bernilai negatif. Hal tersebut

menunjukkan bahwa saat terjadi kenaikan inflasi dan jumlah simpanan rupiah maupun valas maka nilai transaksi saham juga meningkat, sedangkan apabila terjadi kenaikan jumlah UMKM maka nilai transaksi sahamnya menurun. Hal tersebut karena saat terjadi inflasi melakukan investasi dalam bentuk membeli saham jauh lebih menguntungkan dibandingkan menyimpan uang di Bank. Saat terjadi penurunan transaksi saham, orang-orang lebih memilih menginvestasikan uangnya dalam bentuk pemodalannya UMKM (Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah). Setelah dilakukan pemodelan hirarki Bayesian tahap satu dengan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter maka langkah selanjutnya dilakukan pemodelan hirarki Bayesian tahap satu dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter.

### b. Pendekatan Log Normal 3-parameter

Pemodelan hirarki Bayesian pendekatan Log Normal 3-parameter memiliki bentuk *Directed Acyclic Graph* (DAG) hampir sama dengan pemodelan Log Normal 2-parameter hanya saja pada pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter terdapat parameter  $(\lambda)$ . *Directed Acyclic Graph* (DAG) beserta distribusi *prior* yang digunakan untuk masing-masing elemen vektor parameter pemodelan secara matematisnya adalah:

$$Y_{ij} \sim LN(\mu_{ij}, \sigma^2), \quad i = 1, 2, \dots, n_j; \quad j = 1, 2, 3, 4$$

$$\mu_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1ij} + \dots + \beta_{8j}X_{8ij} + e_{ij},$$

$$\beta_{rj} \sim N(\mu_{[\beta_{rj}]}, \sigma_{[\beta_{rj}]}^2), \quad r = 0, 1, \dots, 8$$

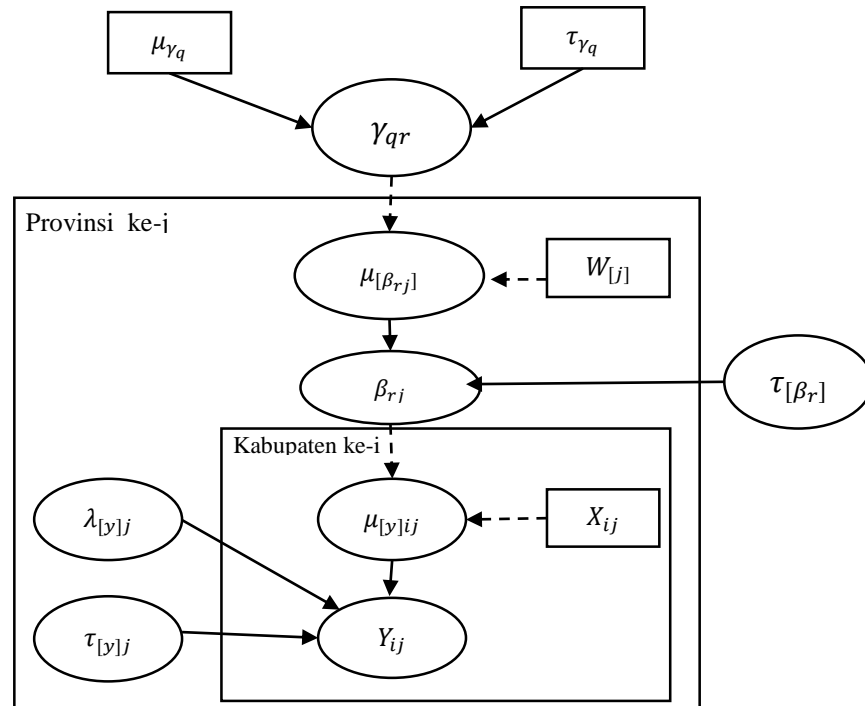
$$\mu_{[\beta_{rj}]} = \gamma_{0j} + \gamma_{1r}W_{1j} + \gamma_{2r}W_{2j} + \gamma_{3r}W_{3j} + u_{rj}$$

$$\gamma_{qr} \sim N(\mu_{[\gamma_{qr}]}, \sigma_{[\gamma_{qr}]}^2), \quad q = 0, 1, 2, 3$$

$$\tau_j \sim \text{Gamma}(a_\tau, b_\tau)$$

$$\tau_{rj} \sim \text{Gamma}(a_\tau, b_\tau)$$

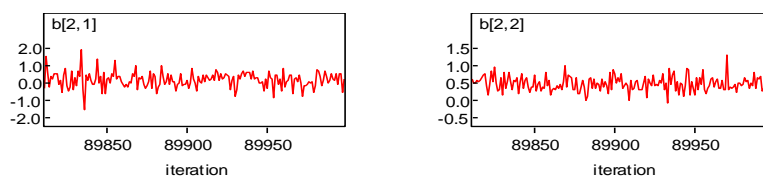
$$\lambda_j \sim N(\mu_j, \sigma_j^2)$$



**Gambar 4.25** Directed Acyclic Graph (DAG) Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter

Pemodelan hirarki Bayesian pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter didapatkan hasil yang telah memenuhi kriteria konvergen ditunjukkan oleh Gambar 4.26 hingga Gambar 4.30.

1. *Trace Plot* tidak menunjukkan pola tertentu, telah stationer dan bersifat random. Gambar 4.26 menyajikan *Trace Plot* dari dua estimasi parameter koefisien model, yaitu parameter  $\beta$ . Dalam hal ini dipilih parameter  $\beta_{[2,1]}$  dan  $\beta_{[2,2]}$ , yaitu koefisien hasil estimasi  $\beta_2$  (pengaruh laju pertumbuhan penduduk) di Provinsi Bali dan Jawa Tengah.



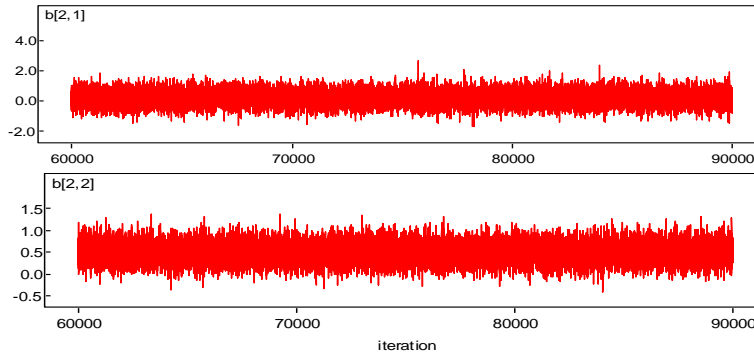
(a) Parameter  $\beta_{[2,1]}$

(b) Parameter  $\beta_{[2,2]}$

**Gambar 4.26** Trace Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90,000)

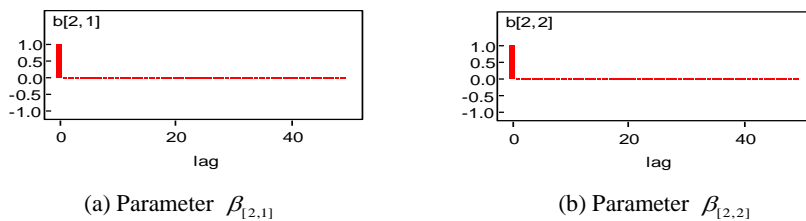
Berdasarkan *Serial Plot* dari 30,000 sampel yang dibangkitkan Gambar 4.27 menunjukkan bahwa sampel yang dihasilkan dalam proses telah menunjukkan pola

acak yang stabil pada nilai tertentu. Gambar dari *Serial Plot* membuktikan bahwa sampel yang dihasilkan mempunyai sifat yang random (*irreducible*) dan tidak memiliki pola yang periodik (*aperiodic*).



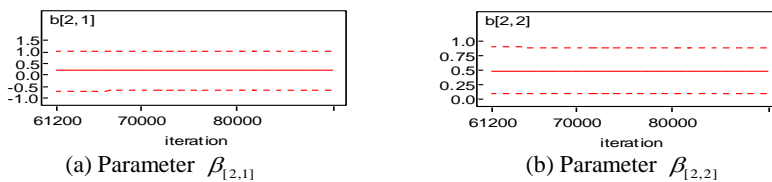
**Gambar 4.27** *Serial Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu (Iterasi 60,000-90,000)

2. *Autocorrelation (ACF) Plot* untuk parameter  $\beta_{[2,1]}$  dan  $\beta_{[2,2]}$  ditunjukkan pada Gambar 4.28. *ACF Plot* yang terbentuk membuktikan bahwa sampel estimasi parameter yang dihasilkan bersifat random. Hal ini ditunjukkan melalui auto korelasi yang bernilai satu di lag 0 dan bernilai nol atau mendekati nol di lag lainnya.



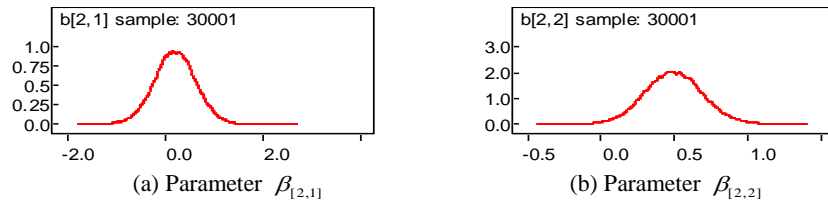
**Gambar 4.28** *Autocorrelation (ACF) Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu

3. *Quantiles Plot* dari model hirarki Bayesian dalam Gambar 4.29 menunjukkan *mean* hasil estimasi parameter  $\beta_{[2,1]}$  dan  $\beta_{[2,2]}$  telah mencapai nilai yang stabil dan berada dalam *Credible Interval*. Hal ini menunjukkan bahwa *equilibrium* atau konvergen pada estimasi telah tercapai.



**Gambar 4.29** *Quantiles Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu

Berdasarkan hasil MCMC disimpulkan bahwa proses estimasi parameter yang telah dilakukan sudah mencapai kondisi yang konvergen. Selanjutnya, ditampilkan *Density Plot* untuk mengilustrasikan fungsi kepadatan distribusi *posterior* koefisien regresi model hirarki Bayesian dengan pola densitas normal.



**Gambar 4.30** *Density Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Satu

Pada Gambar 4.30 diketahui bahwa distribusi *posterior* koefisien regresi model hirarki Bayesian telah sesuai dengan distribusi *prior* yang digunakan untuk parameter  $\beta$ , yaitu distribusi normal. Pada gambar juga dapat diketahui bahwa nilai simpangan dari distribusi hasil *posterior* baik parameter  $\beta_{[2,1]}$  dan  $\beta_{[2,2]}$  relatif kecil karena rentan nilai kurva densitas normal pada  $\beta_{[2,1]}$  yang hanya ada pada nilai -2 hingga 2 dan nilai kurva densitas normal pada  $\beta_{[2,2]}$  yang hanya ada pada nilai -0.5 hingga 2. Hasil rangkuman dari koefisien estimasi parameter dari pemodelan mikronya ditunjukkan pada Tabel 4.11.

**Tabel 4.11** Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Satu

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$	$\beta_5$	$\beta_6$	$\beta_7$	$\beta_8$
Bali	6.960*	1.143*	0.305*	-0.210	-0.073	-0.089	-0.214	0.656*	0.399
Jawa Barat	6.650*	0.120*	0.454*	0.337	-0.858	-0.468	0.150	0.833*	0.515
Jawa Tengah	6.972*	0.819*	-0.005*	0.173	-0.354	-0.294	-0.256	0.899*	-0.036
Jawa Timur	6.771*	0.998*	-0.146*	0.376	-0.399	0.785	-0.221	0.801*	-0.122

\* Estimasi parameter signifikan pada nilai  $\alpha = 5\%$

Hasil estimasi dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter memiliki nilai yang hampir sama dengan distribusi Log Normal 2-parameter yang ditunjukkan pada Tabel 4.11 yakni, variabel yang signifikan sama dan semua parameter *intercept*  $\beta_0$  signifikan terhadap model sehingga terdapat perbedaan jumlah nilai transaksi saham di empat provinsi. Hasil persamaan dari pemodelan berdasarkan variabel yang signifikan tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.12.

**Tabel 4.12** Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Satu

Provinsi	Log Normal 3-parameter
Bali	$6.962 + 1.140X_1$
Jawa Barat	$6.874 + 0.722X_2 + 0.719X_7$
Jawa Tengah	$7.364 + 0.972X_1 + 1.076X_7$
Jawa Timur	$6.294 + 1.699X_1$

Provinsi Bali jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 1.140 milyar jumlah transaksi saham. Provinsi Jawa Barat jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ) dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), di mana setiap kenaikan satu persen pertambahan penduduk akan menaikkan 0.722 milyar jumlah transaksi saham dan setiap kenaikan satu industri besar dan sedang akan menaikkan 0.719 milyar jumlah nilai transaksi saham. Provinsi Jawa Tengah jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ) dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 0.972 milyar jumlah transaksi saham dan setiap kenaikan satu industri besar dan sedang akan menaikkan 1.076 milyar jumlah nilai transaksi saham. Provinsi Jawa Timur jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 1.699 milyar jumlah transaksi saham.

Setelah diketahui terdapat perbedaan jumlah nilai transaksi saham di setiap provinsi dilihat dari nilai *intercept* model mikro yang seluruhnya signifikan maka selanjutnya ditunjukkan pengaruh dari variabel makro terhadap nilai koefisien parameter model mikro melalui estimasi parameter model makro. Rangkuman hasil estimasi parameter model makro tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.13. Hasil dari estimasi parameter model hirarki Bayesian pada level makro dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter memiliki hasil yang sama persis dengan pendekatan Log Normal 2-parameter. Dari hasil estimasi koefisien dengan HPD, menunjukkan bahwa seluruh koefisien signifikan terhadap model karena dengan nilai  $\alpha = 5\%$  di dalam selang intervalnya tidak terdapat nilai nol.

**Tabel 4.13** Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Satu Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter

Parameter	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$
$\beta_1$	64	47.93	-10.36
$\beta_2$	64	47.93	-10.36
$\beta_3$	64	47.92	-10.36
$\beta_4$	64	47.93	-10.36
$\beta_5$	64	47.92	-10.36
$\beta_6$	64	47.93	-10.36
$\beta_7$	64	47.93	-10.36
$\beta_8$	64	47.92	-10.36

Hasil pemodelan level makro alternatif 1 pendekatan Log Normal 2-parameter menunjukkan koefisien variabel inflasi dan besarnya simpanan rupiah serta valas berpengaruh positif terhadap nilai transaksi saham, sedangkan koefisien variabel jumlah UMKM berbanding terbalik terhadap nilai transaksi saham. Setiap kenaikan 100% inflasi akan menaikkan jumlah transaksi saham sebesar 64 milyar kali, setiap kenaikan 1 milyar jumlah simpanan rupiah dan valas akan menaikkan jumlah transaksi saham sebesar 47.92 milyar, dan setiap kenaikan 1 unit UMKM akan menurunkan transaksi saham sebesar 10.36 milyar. Selanjutnya, setelah dilakukan pemodelan tahap satu, dapat diketahui variabel mana saja yang signifikan terhadap model. Variabel yang signifikan selanjutnya akan digunakan untuk pemodelan tahap dua.

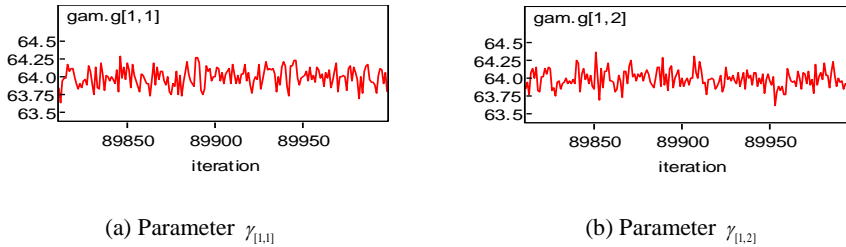
#### 4.5.2 Model Alternatif 2

Pada pemodelan hirarki Bayesian tahap satu menunjukkan bahwa dengan pendekatan distribusi Log Normal 2 dan 3-parameter memiliki hasil yang hampir mirip. Dari pemodelan dengan kedua distribusi diketahui bahwa variabel Indeks Pembangunan Manusia ( $X_3$ ), tingkat partisipasi angkatan kerja ( $X_4$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), jumlah industri ( $X_6$ ), dan PDRB ( $X_8$ ) tidak signifikan terhadap model sehingga pada hirarki Bayesian tahap dua variabel mikro tersebut tidak diikutkan dalam pemodelan.

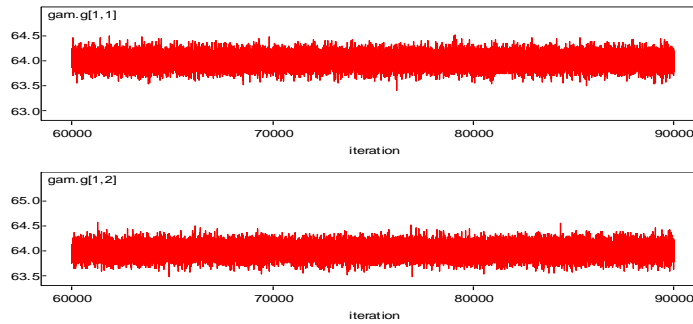
##### a. Pendekatan Log Normal 2-parameter

Pada pemodelan hirarki Bayesian pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter didapatkan hasil yang telah memenuhi kriteria konvergen. Hal ini

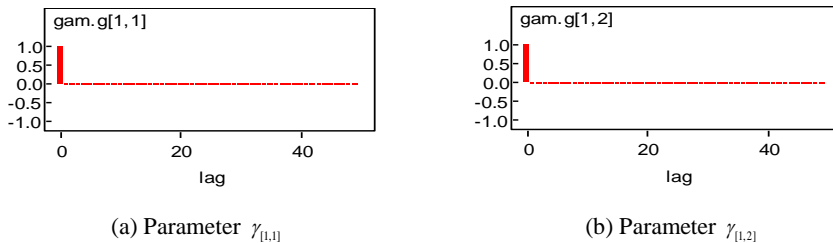
ditunjukkan dengan terpenuhinya sifat *irreducible*, *aperiodic* dan *recurrent* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.31 sampai Gambar 4.35.



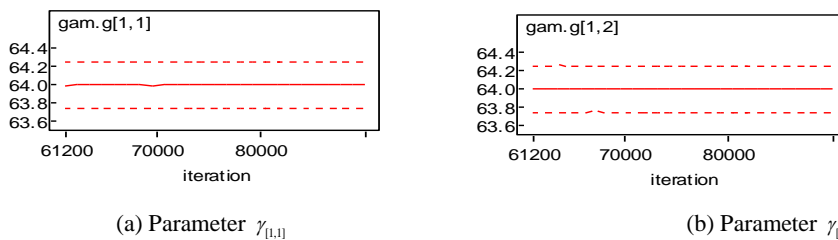
**Gambar 4.31** Trace Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000)



**Gambar 4.32** Serial Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000)

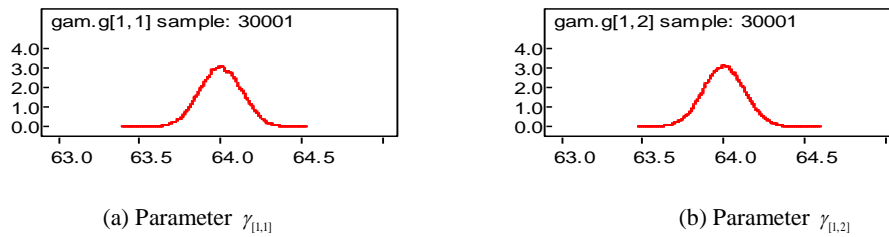


**Gambar 4.33** Autocorrelation (ACF) Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua



**Gambar 4.34** Quantiles Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua





**Gambar 4.35** *Density Plot* Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 2-parameter Tahap Dua

Proses pemodelan hirarki Bayesian menggunakan seluruh variabel pada level provinsi dan 3 variabel pada tingkat satu atau level kabupaten, yaitu kepadatan penduduk ( $X_1$ ), laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ), dan jumlah industri ( $X_6$ ) sehingga, dari proses pemodelan diperoleh sebanyak 9 buah penduga parameter koefisien regresi pada model makro dan 16 buah penduga parameter koefisien regresi pada model mikro.

**Tabel 4.14** Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Dua

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$
Bali	7.036*	1.136*	0.388	0.852
Jawa Barat	6.875*	0.105	0.721*	0.722*
Jawa Tengah	7.363*	0.970*	-0.143	1.076*
Jawa Timur	6.292*	1.695*	-0.133	0.753

\* Estimasi parameter signifikan pada nilai  $\alpha = 5\%$

Ringkasan koefisien regresi model mikro empat provinsi tersebut ditampilkan pada Tabel 4.14. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa pada pemodelan tahap dua didapatkan hasil yang sama dengan pemodelan tahap satu, yakni semua variabel  $\beta_0$  signifikan terhadap model. Setelah variabel level mikro yang tidak signifikan dikeluarkan dari pemodelan dapat diketahui bahwa pada estimasi parameter  $\beta_1$  pada wilayah Jawa Timur awalnya tidak signifikan berubah menjadi signifikan. Hal tersebut menjadikan yang awalnya dengan pemodelan hirarki Bayesian pada pemodelan tahap satu Provinsi Jawa Timur tidak memiliki persamaan menjadi memiliki persamaan model. Selain itu, pada estimasi parameter  $\beta_7$  wilayah Jawa Barat awalnya tidak signifikan juga berubah menjadi signifikan. Secara lebih lengkap persamaan model setiap wilayah ditunjukkan pada Tabel 4.15.

**Tabel 4.15** Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Dua

Provinsi	Log Normal 2-parameter
Bali	$7.036 + 1.136X_1$
Jawa Barat	$6.875 + 0.721X_2 + 0.722X_7$
Jawa Tengah	$7.363 + 0.970X_1 + 1.076X_7$
Jawa Timur	$6.292 + 1.695X_1$

variabel yang signifikan pada Tabel 4.15 menunjukkan bahwa Provinsi Bali jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 1.136 milyar jumlah transaksi saham. Provinsi Jawa Barat jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ) dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), di mana setiap kenaikan satu persen pertambahan penduduk akan menaikkan 0.721 milyar jumlah transaksi saham dan setiap kenaikan satu industri besar dan sedang akan menaikkan 0.722 milyar jumlah nilai transaksi saham. Provinsi Jawa Tengah jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ) dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 0.970 milyar jumlah transaksi saham dan setiap kenaikan satu industri besar dan sedang akan menaikkan 1.076 milyar jumlah nilai transaksi saham. Provinsi Jawa Timur jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ) di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 1.695 milyar jumlah transaksi saham. Setelah diketahui bahwa pada pemodelan level mikro didapatkan hasil seluruh estimasi parameter  $\beta_0$  signifikan yang menunjukkan adanya perbedaan jumlah nilai transaksi saham setiap provinsi diakibatkan oleh pengaruh variabel level makro maka selanjutnya, dicari pengaruh interaksi dari variabel level provinsi yang kita namakan model makro.

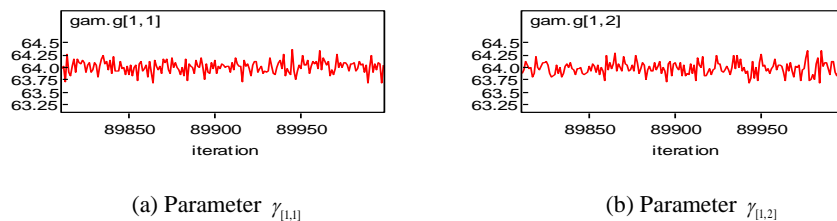
**Tabel 4.16** Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Dua Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter

Parameter	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$
$\beta_1$	64	1.818	-1.721
$\beta_2$	64	1.82	-1.723
$\beta_3$	64	1.819	-1.722

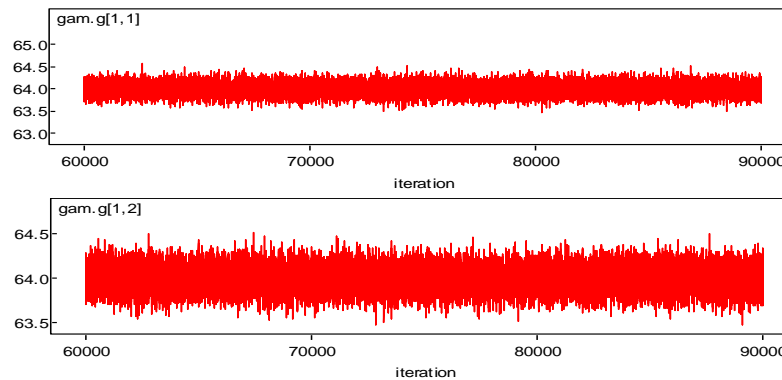
Hasil estimasi level makro pada metode tahap dua parameter  $\gamma_2$  dan  $\gamma_3$  pada Tabel 4.16 menunjukkan adanya perbedaan nilai dengan tahap satu. Pada tahap dua nilai estimasi parameter  $\gamma_2$  jauh lebih kecil, sedangkan  $\gamma_3$  jauh lebih besar. Hasil pemodelan pada koefisien variabel inflasi menunjukkan nilai yang sama dengan tahap sebelumnya, yaitu setiap kenaikan 100% inflasi akan menaikkan 64 milyar jumlah transaksi saham. Setiap kenaikan 1 milyar nilai simpanan rupiah dan valas akan menaikkan jumlah transaksi saham sebesar 1.812 milyar, dan setiap penambahan 1 unit UMKM akan menurunkan jumlah transaksi saham sebesar 1.722 milyar.

**b. Pendekatan Log Normal 3-parameter**

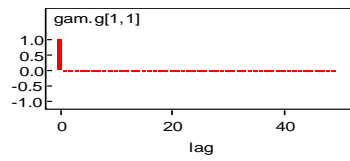
Selanjutnya, setelah dilakukan pemodelan dengan pendekatan Log Normal 2-parameter akan dilakukan juga dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter. Proses estimasi secara keseluruhan hampir sama hanya saja pada pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter terdapat parameter ( $\lambda$ ) sehingga proses lebih rumit. *Plot* hasil dari pemodelan yang telah memenuhi sifat *irreducible*, *aperiodic* dan *recurrent* ditunjukkan oleh Gambar 4.36 sampai Gambar 4.40.



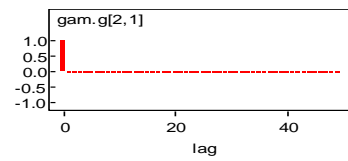
**Gambar 4.36** Trace Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000)



**Gambar 4.37** Serial Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua (Iterasi 60,000-90,000)

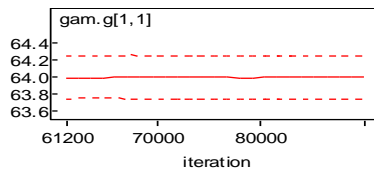


(a) Parameter  $\gamma_{[1,1]}$

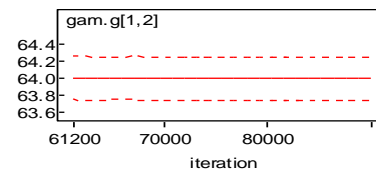


(b) Parameter  $\gamma_{[1,2]}$

**Gambar 4.38** Autocorrelation (ACF) Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua

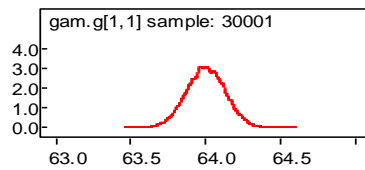


(a) Parameter  $\gamma_{[1,1]}$

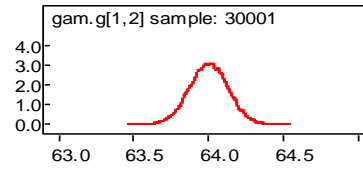


(b) Parameter  $\gamma_{[1,2]}$

**Gambar 4.39** Quantiles Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua



(a) Parameter  $\gamma_{[1,1]}$



(b) Parameter  $\gamma_{[1,2]}$

**Gambar 4.40** Density Plot Hirarki Bayesian Pendekatan Log Normal 3-parameter Tahap Dua

Pada pemodelan hirarki Bayesian pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter didapatkan hasil yang telah memenuhi kriteria konvergen. Hal ini ditunjukkan dengan terpenuhinya sifat *irreducible*, *aperiodic* dan *recurrent* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.36 sampai Gambar 4.40. Rangkuman estimasi signifikansi parameter dari pemodelan ditunjukkan pada Tabel 4.17.

**Tabel 4.17** Koefisien Pemodelan Hirarki Dua Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Dua

Provinsi	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$
Bali	6.962*	1.140*	0.386	0.790
Jawa Barat	6.874*	0.104	0.722*	0.719*
Jawa Tengah	7.364*	0.972*	-0.139	1.076*
Jawa Timur	6.294*	1.699*	-0.133	0.748

\* Estimasi parameter signifikan pada nilai  $\alpha = 5\%$

Pada Tabel 4.17 menunjukkan hasil pemodelan dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter menghasilkan estimasi yang serupa dengan pemodelan sebelumnya. Persamaan hasil pemodelan mikro berdasarkan variabel yang signifikan ditunjukkan pada Tabel 4.18.

**Tabel 4.18** Persamaan Model Mikro Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Dua

Provinsi	Log Normal 3-parameter
Bali	$6.962 + 1.140X_1$
Jawa Barat	$6.874 + 0.722X_2 + 0.719X_7$
Jawa Tengah	$7.364 + 0.972X_1 + 1.076X_7$
Jawa Timur	$6.294 + 1.699X_1$

Provinsi Bali jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 1.140 milyar jumlah transaksi saham. Provinsi Jawa Barat jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ), dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ) di mana setiap kenaikan satu persen pertambahan penduduk akan menaikkan 0.722 milyar jumlah transaksi saham dan setiap kenaikan satu industri besar dan sedang akan menaikkan 0.719 milyar jumlah nilai transaksi saham. Provinsi Jawa Tengah jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ) dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ) di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 0.972 milyar jumlah transaksi saham dan setiap kenaikan satu industri besar dan sedang akan menaikkan 1.076 milyar jumlah nilai transaksi saham. Provinsi Jawa Timur jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ) di mana setiap kenaikan satu penduduk per  $\text{km}^2$  akan menaikkan 1.699 milyar jumlah transaksi saham.

**Tabel 4.19** Ringkasan Estimasi Parameter Model Makro Tahap Dua Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter

Parameter	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$
$\beta_1$	64	1.82	-1.722
$\beta_2$	64	1.819	-1.722
$\beta_3$	64	1.819	-1.722

Selanjutnya, setelah diketahui bahwa pada pemodelan level mikro didapatkan hasil seluruh estimasi parameter  $\beta_0$  signifikan yang menunjukkan adanya perbedaan jumlah nilai transaksi saham setiap provinsi akibat pengaruh variabel tingkat provinsi maka selanjutnya, dicari pengaruh interaksi dari variabel tingkat provinsi tersebut yang kita namakan model makro. Tabel 4.19 menunjukkan bahwasanya hasil estimasi level makro pada pemodelan tahap dua dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter menunjukkan hasil yang sama persis dengan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter.

#### 4.6 Pemilihan Model Terbaik

Langkah selanjutnya setelah dilakukan pemodelan dengan metode Bayesian satu tingkat dan hirarki Bayesian pada semua tahap maka perlu dilakukan evaluasi kebaikan model dari setiap proses untuk mengetahui model terbaiknya. Evaluasi kebaikan model pada metode Bayesian dilakukan dengan melihat nilai DIC. Semakin kecil nilai DIC menunjukkan model tersebut semakin baik. Tabel 4.20 merupakan rangkuman nilai DIC dari seluruh pemodelan yang telah dilakukan.

**Tabel 4.20** DIC Pemodelan

Model	Log Normal 2-parameter	Log Normal 2-parameter
Pemodelan satu tingkat	2,763.43	2,763.38
Pemodelan hirarki tahap satu	1,528.87	1,528.65
Pemodelan hirarki tahap dua	1,525.65	1,525.38

Pada Tabel 4.20 menunjukkan bahwa dengan metode Bayesian satu tingkat pemodelan terbaik dilakukan dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter. Pada pemodelan hirarki Bayesian tahap satu dan dua menunjukkan bahwa pemodelan dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter didapatkan hasil DIC yang lebih kecil dibandingkan dengan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter. Hal tersebut menunjukkan bahwa secara umum pemodelan dengan pendekatan distribusi Log Normal yang parameternya lebih kompleks akan didapatkan tingkat akurasi yang lebih baik. Pada Tabel 4.20 dapat dibandingkan bahwa pemodelan dengan metode hirarki memiliki tingkat kebaikan model 2 kali jauh lebih baik dengan pemodelan satu tingkat. Pemodelan hirarki

didapatkan nilai DIC yang hampir setengah kali lebih kecil dari DIC pemodelan satu tingkat. Apabila dibandingkan antar pemodelan hirarki Bayesian tahap satu dan tahap dua menunjukkan hasil pemodelan tahap dua didapatkan nilai DIC yang lebih kecil dari tahap satu, tetapi perbedaan nilai DIC hanya kecil. Hal tersebut menunjukkan bahwa mengeluarkan variabel yang tidak signifikan pada seluruh wilayah hanya memberikan peningkatan kebaikan model yang kecil.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan analisis data yang telah dilakukan pada BAB IV yakni, mengenai pemodelan nilai transaksi saham di kabupaten/kota ditinjau dari sosial kependudukan dengan hirarki Bayesian maka didapatkan kesimpulan:

1. Data nilai transaksi saham selalu bernilai positif dan berdasarkan hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* data seluruh provinsi mengikuti persebaran distribusi Log Normal 2-parameter maupun 3-parameter. Data nilai transaksi saham tertinggi berada di Provinsi Jawa Barat, sedangkan data nilai transaksi saham yang paling bervariasi berada di Provinsi Jawa Timur.
2. Semakin kompleks parameter distribusi dalam pemodelan maka beban komputasi dalam pemodelan semakin tinggi sehingga diperlukan iterasi yang lebih banyak dan rumit serta nilai *thin* dan *burn in* yang lebih besar. Meskipun pemodelan dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter cukup kompleks, namun pemodelan dengan pendekatan distribusi Log Normal 3-parameter memiliki nilai kebaikan model yang lebih besar dari Log Normal 2-parameter. Pemodelan hirarki Bayesian memiliki kebaikan model yang lebih besar dibandingkan pemodelan satu tingkat pada seluruh pemodelan dengan pendekatan distribusi.
3. Pada semua tahap pemodelan hirarki Bayesian menunjukkan bahwa seluruh variabel tingkat provinsi signifikan terhadap model dan seluruh nilai *intercept* pada pemodelan mikro signifikan yang menunjukkan adanya perbedaan nilai transaksi saham setiap provinsi. Pada pemodelan Bayesian satu tingkat dengan pendekatan distribusi Log Normal 2-parameter dan 3-parameter nilai transaksi saham dipengaruhi oleh variabel laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ), Indeks Pembangunan Manusia ( $X_3$ ), tingkat partisipasi angkatan kerja ( $X_4$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), dan jumlah perusahaan industri besar dan sedang menurut kabupaten ( $X_6$ ). Hasil pemodelan hirarki alternatif 1 Provinsi Bali jumlah nilai transaksi saham signifikan dipengaruhi oleh variabel kepadatan

penduduk ( $X_1$ ), Provinsi Jawa Barat jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel laju pertumbuhan penduduk ( $X_2$ ), Provinsi Jawa Tengah jumlah nilai transaksi sahamnya dipengaruhi oleh variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ) dan jumlah tenaga kerja ( $X_7$ ), sedangkan Provinsi Jawa Timur jumlah nilai transaksi sahamnya tidak dipengaruhi oleh 8 variabel pada variabel mikro yang digunakan sebagai penelitian. Pada pemodelan alternatif 2 estimasi koefisien parameter kepadatan penduduk pada wilayah Jawa Timur awalnya tidak signifikan berubah menjadi signifikan. Estimasi koefisien parameter jumlah tenaga kerja, wilayah Jawa Barat awalnya tidak signifikan berubah menjadi signifikan. Pada pemodelan level makro kenaikan inflasi dan jumlah simpanan rupiah serta valas akan menaikkan jumlah transaksi saham, sedangkan kenaikan jumlah UMKM akan menurunkan jumlah transaksi saham.

## 5.2 Saran

Pada pemodelan hirarki Bayesian ini hanya menggunakan empat provinsi saja sehingga pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan di provinsi lain. Selain itu, hasil pemodelan pada alternatif 1 menunjukkan pemodelan hirarki pada Provinsi Jawa Timur tidak dipengaruhi 8 variabel tersebut. Pada pemodelan selanjutnya diperlukan penambahan metode variabel *selection* pada model hirarki. Pemodelan alternatif 1 dan 2 didapatkan nilai kebaikan model yang selisihnya sangat kecil sehingga pada pemodelan selanjutnya harus dipilih variabel yang mana harus dikeluarkan dan tetap ada pada model agar bisa didapatkan model yang lebih baik tanpa menghilangkan variabel yang sangat penting dan berpengaruh pada sektor ekonomi. Melalui metode tersebut diharapkan model yang dibangun akan lebih merepresentasikan keadaan sebenarnya dan interpretasi model akan lebih bermakna.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aitchison, J., & Brown, J. (1957). *The Log Normal Distribution with Special Reference to its Uses in Economics*. Cambridge at the University Press.
- Arestis, P., Baddeley, M., & Sawyres, M. (2007). The Relationship Between Capital Stock, Unemployment and Wages in Nine Emu Countries. *Bulletin of Economic Research*, 125-148.
- Asongu, S. (2013). How Would Population Growth Affect Investment in the Future? *African Development Review*, 14–29.
- Best, N., Mason, A., & Li, P. (2011). *Bayesian Hierarchical Modelling Using WinBUGS*. Economic and Social Research Council, ESRC National Centre for Research Methods. UK: [http://www,bias-project.org.uk](http://www.bias-project.org.uk).
- Boozer, M., & Ranis, G. (2011). Paths to Success: The Relationship Between Human Development and Economic Growth. *World Development*, 506–522.
- Box, G., & Tiao, G. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. London: Addison-Wesley.
- Browne, W., & Draper, D. (2006). A Comparison of Bayesian and Likelihood Based Methods for Fitting Multilevel Models. *Bayesian analysis*, 1(3), 473-514.
- Carlin, B., & Chib, S. (1995). Bayesian Model Choice via Markov Chain Monte Carlo Methods. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 473-484.
- Congdon, P. (2007). *Bayesian Statistical Modelling, Second Edition*. London: John Wiley & Sons.
- Congdon, P. (2010). *Applied Bayesian Hierarchical Methods*. UK, QA279.5.C662010.: Chapman&Hall, CRC Press.
- De Leeuw, J., Meijer, E., & Goldstein, H. (2008). *Handbook of Multilevel Analysis*. New York: Springer.
- Farsio, F., & Fazel, S. (2013). The Stock Market/Unemployment Relationship in USA, China and Japan. *International Journal of Economics and Finance*, 24-29.
- Galema, R., Plantinga, A., & Scholtens, B. (2008). The Stocks at Stake: Return and Risk in Socially Responsible Investment. *Journal of Banking & Finance*, 2646–2654.

- Gelman, A., Crlin, J., Stern, H., Dunson, D., Vehtari, A., & Rubin, D. (2014). *Bayesian Data Analysis, Third Edition Boca Raton, FL. USA: Chapman & Hall/CRC.*
- Goldstein, H. (2010). *Multilevel Statistical Models.* London: John Wiley and Sons.
- Gudono, S. (2007). Penilaian Pasar Modal terhadap Fluktuasi Bisnis. *Jurnal Madani Edisi I/Mei 2007 Real Estate.*
- Hox, J. (2010). *Multilevel Analysis: Techniques and Applications, Quantitative Methodology Series.* New York: Routledge.
- Iriawan, N. (2003). *Teknik Simulasi. Modul Ajar.* Surabaya: ITS.
- Iriawan, N. (2012). *Pemodelan dan Analisis Data-Driven.* Surabaya: ITS Surabaya.
- Iriawan, N., & Yasmirullah, S. (2019). An Economic Growth Model Using Hierarchical Bayesian Method. *Bayesian Networks - Advances and Novel Applications*, Chapter 2 Page 6-26.
- Ismartini, P. (2013). *Pengembangan Model Linier Hierarki dengan Pendekatan Bayesian untuk Pemodelan Data Pengeluaran Perkapita Rumah Tangga.* Surabaya: Disertasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ismartini, P., Iriawan, N., & Ulama, B. (2012). Toward a Hierarchical Bayesian Framework for Modelling the Effect of Regional Diversity on Household Expenditure. *Journal of Mathematics and Statistics* 8 (2), 283-291.
- Koop, G. (2003). *Bayesian Econometrics.* England: John Wiley&Sons.
- Kurniawan, & Barry, A. (2014). Analisis Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi, Upah Minimum, dan Investasi terhadap Jumlah Pengangguran di Kabupaten Gesik. *Jurnal Ilmiah, Universitas Brawijaya, Malang.*
- Kusuma, & Hartanto, B. (2008). Analisis Pengaruh Tingkat Bunga SBI, Kurs Tengah BI dan Tingkat Inflasi dalam Memprediksi Indeks Saham Gabungan di Bursa Efek Jakarta. *Jurnal Ekonomi/Tahun XIII. No.3. November 2008,* 305-318.
- L.Toruan, R., Tarigan, L., & Raintung, W. D. (2018). Pelatihan Berinvestasi Sejak Dini di Pasar Modal. *Kraith-Abdimas.*
- Loungani , P., Rush, M., & Tave, W. (1990). Stock Market Dispersion and Unemployment. *Journal of Monetary Economics*, 367-388.
- Mardiyati, U., & Rosalina, A. (2013). Analisis Pengaruh Nilai Tukar, Tingkat Suku Bunga dan Inflasi Terhadap Indeks Harga Saham. *Jurnal Riset Manajemen Sains Indonesia (JRMSI) | Vol. 4, No. 1, 2013.*

- Meta, R.S. (2005). Perbedaan Pengaruh Inflasi, Tingkat Suku Bunga dan Nilai Tukar Rupiah/US Dollar Terhadap Return Saham. *Jurnal Ekonomi STUE Surakarta, Oktober 2005*.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modelling Using WinBUGS*. New York: John Willey and Sons, Inc.
- Nugroho, M. (2008). Evaluasi Terhadap Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Investasi di Indonesia dan Implikasi Kebijakannya. *Riptek*, 18-21.
- Permana, Y. (2009). Pengaruh Fundamental Keuangan, Tingkat Bunga, dan Tingkat Inflasi Terhadap Pergerakan Harga Saham. *Jurnal Akuntansi Universitas Gunadarma, September 2009*.
- Pertiwi, R. (2012). *Pemodelan Pengeluaran per Kapita Kabupaten/Kota di Kalimantan Barat Menggunakan Metode Hirarki Bayesian*. Surabaya: Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya Jurusan Statistika.
- Samsul, M. (2015). *Pasar Modal dan Manajemen Portofolio Edisi 2*. Jakarta: Erlangga.
- Tachiwou, A. (2010). Stock Market Development and Economic Growth: The Case of West African Monetary Union. *International Journal of Economics and Finance*.
- Wirawati, I. (2017). *Pemodelan Pengeluaran per Kapita Rumah Tangga di Maluku Utara Menggunakan Struktur Hirarki Dua Tingkat dengan Pendekatan Bayesian*. Surabaya: Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya Jurusan Statistika.
- Wirawati, I., Iriawan, N., & Irhamah. (2017). Bayesian Hierarchical Random Intercept Model Based on Three Parameter Gamma Distribution. *Journal of Physics*, doi :10.1088/1742-6596/855/1/012061.
- Yasmirulla, S. D. P., (2017). *Pemodelan Pertumbuhan Ekonomi Ditinjau dari Penyaluran Kredit Perbankan Kepada Sektor Prioritas Ekonomi Pemerintah tiap Kabupaten/Kota di Indonesia Menggunakan Metode Hierarki Bayesian*. Surabaya: Tugas Akhir, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya Jurusan Statistika.
- Yasmirullah, S. D. P., Iriawan, N., & Sipayung, F. (2017). An Economic Growth Model Based on Financial Credits Distribution to the Government Economy Priority Sectors of each Regency in Indonesia Using Hierarchical Bayesian Method. *AIP Conference Proceedings*, DOI: 10.1063/1.5012264. ISBN: 978-0-7354-1595-9.
- Yasmirullah, S. D. P., & Iriawan, N. (2019). An Economic Growth Model Using Hierarchical Bayesian Method. *IntechOpen*.

Yuliatin, I. L., Fithriasari, K., & Iriawan, N. (2020). On Modeling Number of District Share Transactions Using Two Level Hierarchical Structure with Bayesian Approach. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 3339-3349.

Zellner, A. (1971). *An Introduction to Bayesian Inference in Econometrics*. New York: John Wiley and Sons Inc.

## LAMPIRAN

**Lampiran 1 Data**

Provinsi	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
Bali	1176.01619	1569.20	2.400	0.41	71.44	0.44	23	2534	57.444
Bali	233.99084	460.96	0.620	1.06	85.85	0.80	24	1891	6.536
Bali	469.81541	481.56	0.650	0.83	76.87	1.84	60	5346	33.098
Bali	12689.11680	7282.83	2.090	0.35	73.75	1.82	44	2613	51.441
Bali	295.96583	1380.71	0.990	0.81	79.10	1.60	20	897	26.512
Bali	132.99782	328.58	0.700	1.32	77.45	1.38	9	453	13.206
Bali	268.93090	494.08	0.570	1.40	82.50	0.99	11	432	15.954
Bali	253.98219	566.03	0.560	1.10	78.11	1.41	14	786	8.504
Bali	154.86698	437.43	0.660	0.79	77.46	1.43	177	11837	22.261
Jabar	48005.16300	2103.00	1.850	1.03	61.89	5.00	32171	87342	30.448
Jabar	303.13225	1289.00	1.260	1.25	61.34	8.50	13388	37152	26.019
Jabar	29259.68630	2964.00	3.900	1.18	61.46	9.69	28330	63586	84.096
Jabar	20198.93426	2155.00	2.420	0.81	62.71	9.75	26793	90074	37.721
Jabar	1188.03591	840.00	0.570	1.10	66.85	4.60	26609	58805	24.510
Jabar	1076.37342	589.00	0.420	1.44	60.32	10.16	26573	72924	18.983
Jabar	2387.48015	15478.00	1.350	0.79	64.49	7.93	10160	27457	47.700
Jabar	3323.32282	2210.00	0.780	0.98	61.85	10.56	42972	163478	20.890
Jabar	14915.94839	11635.00	3.540	0.58	62.64	6.64	12159	29014	27.589
Jabar	1414.97843	848.00	0.920	1.39	60.13	7.07	35640	93688	20.338
Jabar	292.57129	843.00	0.550	1.19	65.04	8.36	18601	48997	43.386
Jabar	3562.20835	1414.00	1.070	1.04	64.77	9.05	14206	51649	93.066
Jabar	1929.64728	968.00	0.600	1.14	58.65	8.99	7261	16068	21.176
Jabar	349.39426	996.00	0.490	1.21	65.76	4.95	28533	53577	23.386
Jabar	811.31328	1155.00	1.300	1.01	63.19	9.89	7771	14580	66.139
Jabar	141.09102	834.00	1.070	0.86	64.41	8.65	17909	66072	23.748
Jabar	1040.85802	594.00	0.530	0.86	62.72	7.77	33062	70333	24.984
Jabar	397.69570	757.00	0.540	1.31	62.01	7.52	19574	39299	28.297
Jabar	2197.71897	686.00	0.460	1.34	64.23	6.83	55002	98103	19.393
Jateng	4820.08096	858.00	0.580	1.03	71.78	4.00	44	6772	21.872
Jateng	1222.40169	1265.00	0.850	0.78	67.50	4.19	125	10550	29.716
Jateng	134.06037	966.00	0.830	0.76	70.05	4.23	103	18045	26.508
Jateng	165.87749	480.00	0.380	0.64	72.81	3.26	31	3128	27.999
Jateng	412.54415	965.00	0.540	0.80	72.14	2.16	115	42252	30.845

Jateng	220.93499	1088.00	0.380	1.26	67.03	7.27	72	7240	23.862
Jateng	517.86903	804.00	0.460	0.96	62.37	7.48	41	13232	64.512
Jateng	384.56183	1283.00	0.970	1.21	70.71	7.16	119	37953	21.219
Jateng	323.23652	694.00	0.470	0.65	70.63	2.24	31	3757	18.543
Jateng	342.83148	1235.00	1.420	0.83	68.75	3.78	430	37590	22.622
Jateng	1833.35920	1138.00	0.860	0.43	70.22	2.34	218	66000	39.004
Jateng	349.51531	932.00	0.260	0.75	65.53	5.52	198	8809	21.756
Jateng	337.86127	962.00	0.740	0.93	66.10	6.06	75	25422	40.926
Jateng	1328.84053	1787.00	0.340	0.73	66.81	3.11	257	32599	31.634
Jateng	2260.76762	2026.00	1.170	1.00	71.98	3.33	235	101508	121.356
Jateng	2471.87402	1179.00	0.890	1.05	71.28	2.91	122	16820	23.698
Jateng	872.27406	840.00	0.530	0.84	66.52	3.61	277	28677	31.848
Jateng	807.81487	1067.00	0.640	0.83	70.32	4.41	296	25846	23.886
Jateng	353.77685	1284.00	0.270	0.97	65.01	6.21	110	8940	18.193
Jateng	161.75650	1190.00	0.960	1.02	70.33	6.06	190	57891	25.065
Jateng	274.03346	692.00	0.270	0.79	66.63	4.51	31	6532	24.216
Jateng	352.81324	625.00	0.740	0.74	67.46	2.87	92	7603	27.786
Jateng	1769.15427	3617.00	1.400	0.89	71.75	4.28	42	10492	64.219
Jateng	23953.94975	1099.00	1.280	0.56	72.22	2.28	196	114150	44.425
Jateng	1711.81415	938.00	0.310	0.77	66.96	4.82	86	21386	39.529
Jateng	6703.72236	1897.00	0.780	0.67	68.16	2.78	278	70349	38.640
Jateng	30017.23467	11762.00	0.350	0.75	65.62	4.39	141	14658	85.787
Jateng	2215.16716	1634.00	0.260	1.34	65.26	8.45	173	18804	23.016
Jateng	564.90852	880.00	0.850	0.72	73.96	3.24	68	19041	26.395
Jateng	275.44868	525.00	0.250	1.03	74.99	2.28	25	10741	28.450
Jateng	135.93437	800.00	0.410	1.38	72.19	3.44	91	5832	22.162
Jatim	10674.02736	977.59	0.951	0.91	68.86	5.25	15962	63349	24.402
Jatim	653.31583	278.43	0.420	0.60	72.12	3.67	23531	94768	48.480
Jatim	364.95344	1506.51	0.980	1.05	70.52	3.12	7199	27799	76.783
Jatim	886.62453	866.46	0.446	0.87	70.61	3.37	33565	131487	29.549
Jatim	249.23512	567.13	0.373	0.85	67.13	4.19	25496	99236	59.257
Jatim	83.47763	505.91	0.584	0.80	71.45	3.90	23355	90936	23.990
Jatim	1007.56515	1090.45	1.227	0.59	67.29	5.82	30396	118068	100.544
Jatim	7746.95772	789.37	0.561	1.54	67.90	4.09	20181	81332	29.628
Jatim	1735.08741	1129.06	0.567	1.38	69.86	4.64	27006	107378	30.259
Jatim	4652.37002	1131.27	0.553	0.85	67.70	4.25	8389	33665	24.693
Jatim	497.96664	667.21	0.103	1.21	68.02	3.17	27097	105230	31.401



Jatim	320.37196	580.71	0.404	0.93	68.10	2.55	25552	98877	29.594
Jatim	2028.52754	656.33	0.353	1.05	69.52	3.81	27732	107751	25.946
Jatim	484.79072	913.13	0.168	0.43	77.60	3.92	9404	37173	28.101
Jatim	19979.19793	734.14	0.718	1.36	69.70	3.24	48967	190362	37.425
Jatim	1598.70011	1544.93	0.971	0.39	71.92	4.27	33293	128156	69.241
Jatim	240.50262	859.30	0.418	0.76	67.91	2.64	24593	95631	23.652
Jatim	150.13393	640.44	0.185	0.92	75.41	3.83	22346	87952	23.180
Jatim	32.54592	398.58	0.306	1.23	79.41	1.43	22490	87299	27.076
Jatim	42.60708	1099.41	1.129	0.74	69.35	2.92	26944	104507	18.304
Jatim	756.00756	1097.00	0.827	1.08	69.59	6.11	24740	97077	84.109
Jatim	207.77221	667.08	0.221	0.94	72.07	3.87	15893	61846	22.117
Jatim	353.48541	685.06	0.724	0.89	68.41	4.15	24615	95827	27.579
Jatim	31.62097	785.84	1.225	1.84	67.31	2.41	14477	55322	19.854
Jatim	9754.86469	3494.75	1.654	1.02	64.53	4.73	34802	134972	85.385
Jatim	1082.18626	407.22	0.605	1.13	71.87	1.92	19447	77450	27.839
Jatim	75.88873	542.90	0.500	1.51	71.53	1.79	16214	62998	30.172
Jatim	119130.36131	8233.01	0.527	0.83	66.98	6.12	31695	123399	188.731
Jatim	7458.35552	605.81	0.371	0.90	75.19	4.17	30708	119225	25.033
Jatim	694.70787	636.81	0.541	0.99	71.78	2.83	26184	101761	52.080
Jatim	950.96866	980.44	0.553	1.05	70.62	2.61	19970	76408	35.375

**Lampiran 2 Correlation: W1; W2; W3; W4; W5; W6; W7**

	W1	W2	W3	W4	W5	W6
W2	0.085 0.425					
W3	0.071 0.505	1.000 0.000				
W4	0.082 0.440	0.943 0.000	0.936 0.000			
W5	0.093 0.383	0.829 0.000	0.817 0.000	0.967 0.000		
W6	-0.884 0.000	0.245 0.020	0.251 0.017	0.342 0.001	0.372 0.000	
W7	-0.899 0.000	0.308 0.003	0.317 0.002	0.357 0.001	0.350 0.001	0.989 0.000

terjadi korelasi yang tinggi antara W1 dan w6 W7 di mana memiliki hubungan yang negatif

terjadi korelasi yang sempurna antar w2 dan w3

terjadi korelasi yang mendekati sempurna antar w6 dan w7

terjadi korelasi yang tinggi antara W4 (Kredit UMKM) dengan w2 W3  
 terjadi korelasi yang tinggi antara W5 (jumlah UMKM) dengan w2 W3 W4  
 pilihan variabel w1 w2 w5

**Lampiran 3** *Goodness of Fit – Summary*

#	<u>Distribution</u>	<u>Kolmogorov Smirnov</u>		<u>Anderson Darling</u>		<u>Chi-Squared</u>	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
15	<a href="#">Frechet</a>	0,05957	1	0,4782	7	4,8894	9
2	<a href="#">Burr</a>	0,06628	2	0,34598	1	3,3911	4
35	<a href="#">Log-Pearson 3</a>	0,06976	3	0,51012	8	3,2513	3
16	<a href="#">Frechet (3P)</a>	0,07022	4	0,37418	3	3,6711	5
44	<a href="#">Pearson 6</a>	0,07045	5	0,37645	4	3,1733	2
45	<a href="#">Pearson 6 (4P)</a>	0,07076	6	0,3717	2	3,1637	1
27	<a href="#">Inv. Gaussian (3P)</a>	0,07133	7	0,46307	6	4,0993	8
7	<a href="#">Dagum</a>	0,07165	8	0,40139	5	3,6913	6
32	<a href="#">Log-Gamma</a>	0,07632	9	0,60007	9	4,0156	7
30	<a href="#">Levy</a>	0,07924	10	1,0149	13	6,6631	12
38	<a href="#">Log Normal (3P)</a>	0,07948	11	0,94581	11	8,3574	15
42	<a href="#">Pearson 5</a>	0,0842	12	0,78834	10	7,1828	13
34	<a href="#">Log-Logistic (3P)</a>	0,08574	13	4,7048	23	N/A	
41	<a href="#">Pareto 2</a>	0,09242	14	0,94871	12	5,6058	10
31	<a href="#">Levy (2P)</a>	0,1008	15	1,2257	15	7,3896	14
37	<a href="#">Log Normal</a>	0,10081	16	1,254	16	11,415	16
33	<a href="#">Log-Logistic</a>	0,1015	17	1,0524	14	13,051	17
21	<a href="#">Gen. Gamma (4P)</a>	0,13242	18	2,4883	18	18,742	20
26	<a href="#">Inv. Gaussian</a>	0,13324	19	2,1639	17	14,532	18
55	<a href="#">Weibull</a>	0,13407	20	4,3992	21	24,363	24
19	<a href="#">Gen. Extreme Value</a>	0,13544	21	3,2344	20	6,2926	11
22	<a href="#">Gen. Pareto</a>	0,13879	22	2,8794	19	14,957	19
56	<a href="#">Weibull (3P)</a>	0,15841	23	7,0504	25	N/A	
43	<a href="#">Pearson 5 (3P)</a>	0,20725	24	17,024	32	26,718	25

13	<a href="#">Fatigue Life</a>	0,20801	25	4,5531	22	19,583	21
14	<a href="#">Fatigue Life (3P)</a>	0,21136	26	4,8258	24	22,266	23
28	<a href="#">Kumaraswamy</a>	0,25885	27	13,095	29	N/A	
4	<a href="#">Cauchy</a>	0,26602	28	16,471	30	52,355	32
50	<a href="#">Reciprocal</a>	0,27063	29	9,6258	26	42,494	28
40	<a href="#">Pareto</a>	0,29344	30	12,386	28	39,263	27
20	<a href="#">Gen. Gamma</a>	0,29883	31	11,711	27	67,789	35
47	<a href="#">Power Function</a>	0,29946	32	18,668	33	N/A	
18	<a href="#">Gamma (3P)</a>	0,31965	33	16,936	31	N/A	
39	<a href="#">Normal</a>	0,37101	34	22,285	40	44,598	29
36	<a href="#">Logistic</a>	0,37196	35	19,839	36	46,229	30
25	<a href="#">Hypersecant</a>	0,37908	36	19,676	35	49,307	31
3	<a href="#">Burr (4P)</a>	0,39894	37	22,221	39	N/A	
9	<a href="#">Error</a>	0,40114	38	20,034	37	56,295	33
29	<a href="#">Laplace</a>	0,40114	39	20,034	38	56,295	34
54	<a href="#">Uniform</a>	0,40498	40	31,438	46	N/A	
11	<a href="#">Exponential</a>	0,41856	41	39,448	48	106,15	37
12	<a href="#">Exponential (2P)</a>	0,42241	42	43,943	49	112,17	38
23	<a href="#">Gumbel Max</a>	0,4247	43	18,938	34	31,038	26
24	<a href="#">Gumbel Min</a>	0,43292	44	28,086	45	N/A	
49	<a href="#">Rayleigh (2P)</a>	0,44089	45	23,813	43	71,216	36
8	<a href="#">Dagum (4P)</a>	0,46018	46	22,773	41	130,53	39
10	<a href="#">Error Function</a>	0,50088	47	23,798	42	20,251	22
17	<a href="#">Gamma</a>	0,50318	48	27,29	44	163,67	41
1	<a href="#">Beta</a>	0,55331	49	34,91	47	154,15	40
48	<a href="#">Rayleigh</a>	0,61631	50	158,41	51	272,92	42
46	<a href="#">Pert</a>	0,70167	51	143,84	50	339,74	43
53	<a href="#">Triangular</a>	0,76565	52	216,72	52	396,98	46
51	<a href="#">Rice</a>	0,77357	53	284,41	53	361,78	45
5	<a href="#">Chi-Squared</a>	0,82222	54	19900,0	56	350,42	44

6	<a href="#">Chi-Squared (2P)</a>	0,9	55	4900,8	55	421,35	47
52	<a href="#">Student's t</a>	0,9995	56	1029,2	54	1,1254E+6	48
57	Erlang	No fit					
58	Erlang (3P)	No fit					
59	Johnson SB	No fit					
60	Johnson SU	No fit					
61	Nakagami	No fit					

**Lampiran 4** Hasil Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter

node	<i>mean</i>	Sd	MC error	2.50%	median	97.50%
b[1]	270.000000	1.004000	0.007268	268.000000	270.000000	271.900000
b[2]	-0.147100	0.048990	0.000325	-0.244500	-0.146800	-0.051790
b[3]	1.825000	1.002000	0.007288	-0.125000	1.824000	3.796000
b[4]	1261.000000	1.000000	0.006408	1259.000000	1261.000000	1263.000000
b[5]	6.288000	1.060000	0.007827	4.228000	6.281000	8.376000
b[6]	2.119000	1.009000	0.006815	0.154400	2.123000	4.111000
b[7]	0.048770	0.019340	0.000149	0.013650	0.047940	0.089320
b[8]	-0.031280	0.005514	0.000045	-0.042950	-0.031020	-0.021210
b[9]	-0.502500	0.987900	0.006911	-2.415000	-0.505900	1.450000
tau	0.000001	0.000000	0.000000	0.000000	0.000001	0.000001

**Lampiran 5** Hasil Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter

node	<i>mean</i>	Sd	MC error	2.50%	median	97.50%
b[1]	270	0.9966	0.006078	268	270	271.9
b[2]	-0.1468	0.04912	3.18E-04	-0.2441	-0.1471	-0.05083
b[3]	1.814	1.009	0.005763	-0.1854	1.822	3.777
b[4]	1261	0.9987	0.006021	1259	1261	1263
b[5]	6.303	1.056	0.008958	4.217	6.311	8.359
b[6]	2.119	0.9961	0.005958	0.1707	2.121	4.071
b[7]	0.0493	0.01955	2.93E-04	0.01308	0.04848	0.08999
b[8]	-0.03143	0.005611	8.54E-05	-0.043	-0.03123	-0.02102
b[9]	-0.4951	0.983	0.005929	-2.411	-0.4938	1.441
phi	1.45E+00	1.21E+00	7.34E-03	9.24E-02	1.14E+00	4.58E+00
tau	6.90E-07	1.26E-07	1.21E-09	4.69E-07	6.82E-07	9.64E-07

**Lampiran 6** Hasil Pemodelan Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Satu

Node	mean	Sd	MC				Start	Sample
			error	2.50%	Median	97.50%		
b[1,1]	1.143	0.3574	0.001962	0.4143	1.152	1.832	60000	30001
b[1,2]	0.12	0.2411	0.001478	-0.3477	0.1174	0.6017	60000	30001
b[1,3]	0.8197	0.312	0.001877	0.2035	0.8206	1.429	60000	30001
b[1,4]	0.9988	0.5789	0.003115	-0.1251	0.9963	2.156	60000	30001
b[2,1]	0.303	0.433	0.002492	-0.5598	0.3063	1.15	60000	30001
b[2,2]	0.4528	0.2239	0.001333	0.01206	0.4511	0.8971	60000	30001
b[2,3]	-0.002207	0.3835	0.002121	-0.7526	-0.001247	0.7565	60000	30001
b[2,4]	-0.1432	0.4545	0.002675	-1.052	-0.1384	0.7501	60000	30001
b[3,1]	-0.21	0.3734	0.002428	-0.912	-0.2198	0.565	60000	30001
b[3,2]	0.3353	0.5515	0.003727	-0.7534	0.3369	1.415	60000	30001
b[3,3]	0.1736	0.3214	0.001916	-0.4539	0.1736	0.8051	60000	30001
b[3,4]	0.3725	0.3369	0.001783	-0.2895	0.3727	1.037	60000	30001
b[4,1]	-0.07803	0.4055	0.002252	-0.8826	-0.07673	0.7165	60000	30001
b[4,2]	-0.8513	0.5503	0.00341	-1.928	-0.8517	0.2273	60000	30001
b[4,3]	-0.3567	0.3716	0.002251	-1.091	-0.357	0.3746	60000	30001
b[4,4]	-0.3983	0.4217	0.002295	-1.233	-0.3948	0.4271	60000	30001
b[5,1]	-0.09599	0.6976	0.004045	-1.487	-0.09895	1.286	60000	30001
b[5,2]	-0.4696	0.3954	0.002235	-1.243	-0.4714	0.3186	60000	30001
b[5,3]	-0.2953	0.3321	0.001878	-0.9504	-0.2966	0.3598	60000	30001
b[5,4]	0.7871	0.5677	0.003276	-0.3198	0.7853	1.891	60000	30001
b[6,1]	-0.2143	0.8807	0.005146	-1.987	-0.2029	1.502	60000	30001
b[6,2]	0.1492	0.4571	0.002577	-0.7496	0.1506	1.046	60000	30001
b[6,3]	-0.2533	0.7064	0.004109	-1.64	-0.2584	1.152	60000	30001
b[6,4]	-0.2204	0.7865	0.00431	-1.795	-0.2143	1.319	60000	30001
b[7,1]	0.6633	0.7441	0.004231	-0.8196	0.6754	2.094	60000	30001
b[7,2]	0.8367	0.4745	0.002669	-0.0859	0.8372	1.768	60000	30001
b[7,3]	0.8999	0.3596	0.00225	0.1845	0.9007	1.598	60000	30001
b[7,4]	0.8063	0.6606	0.00392	-0.494	0.8028	2.118	60000	30001
b[8,1]	0.3961	0.5782	0.003398	-0.7504	0.3956	1.53	60000	30001
b[8,2]	0.5164	0.363	0.00221	-0.2157	0.5184	1.217	60000	30001
b[8,3]	-0.04236	0.3032	0.001727	-0.6363	-0.04337	0.5552	60000	30001
b[8,4]	-0.1233	0.3403	0.001922	-0.8015	-0.1223	0.5487	60000	30001
b0[1]	6.969	0.8357	0.004832	5.359	6.954	8.662	60000	30001
b0[2]	6.663	0.6126	0.003436	5.451	6.667	7.867	60000	30001
b0[3]	6.975	0.6466	0.003612	5.715	6.968	8.273	60000	30001
b0[4]	6.769	0.4539	0.002616	5.865	6.771	7.647	60000	30001
gam.g[1,1]	64	0.1305	7.05E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,2]	64	0.1297	6.81E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,3]	64	0.1286	6.86E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,4]	64	0.1286	7.53E-04	63.75	64	64.25	60000	30001

gam.g[1,5]	64	0.1298	7.39E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,6]	64	0.1293	6.84E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,7]	64	0.1293	7.70E-04	63.74	64	64.26	60000	30001
gam.g[1,8]	64	0.1292	7.60E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g[2,1]	47.93	0.1261	7.03E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g[2,2]	47.93	0.1264	6.77E-04	47.68	47.93	48.18	60000	30001
gam.g[2,3]	47.92	0.1259	7.29E-04	47.68	47.92	48.17	60000	30001
gam.g[2,4]	47.93	0.1265	7.51E-04	47.68	47.93	48.18	60000	30001
gam.g[2,5]	47.92	0.1271	8.20E-04	47.67	47.92	48.17	60000	30001
gam.g[2,6]	47.93	0.1265	7.51E-04	47.68	47.93	48.18	60000	30001
gam.g[2,7]	47.93	0.1264	7.51E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g[2,8]	47.92	0.125	6.57E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g[3,1]	-10.36	0.02726	1.52E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,2]	-10.36	0.02732	1.46E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,3]	-10.36	0.02722	1.58E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,4]	-10.36	0.02734	1.62E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,5]	-10.36	0.02748	1.77E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,6]	-10.36	0.02734	1.62E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,7]	-10.36	0.02732	1.62E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,8]	-10.36	0.02702	1.42E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g0[1]	64.01	0.1215	7.21E-04	63.77	64.01	64.25	60000	30001
gam.g0[2]	63.99	0.1194	7.12E-04	63.75	63.99	64.22	60000	30001
gam.g0[3]	63.98	0.1191	6.50E-04	63.75	63.98	64.22	60000	30001
gam.g0[4]	64.02	0.1196	7.31E-04	63.78	64.02	64.25	60000	30001
gam.g00[1]	64	0.1295	7.72E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g00[2]	47.93	0.1261	8.11E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g00[3]	-10.36	0.02727	1.75E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g000	64	0.1297	7.06E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
tau[1]	3.193	1.574	0.009294	0.9245	2.93	6.955	60000	30001
tau[2]	1.111	0.4025	0.002511	0.4738	1.059	2.042	60000	30001
tau[3]	1.003	0.2634	0.001648	0.5559	0.9785	1.585	60000	30001
tau[4]	0.508	0.1359	8.25E-04	0.2794	0.4956	0.8105	60000	30001
tau.b[1]	2.845	1.543	0.009087	0.7578	2.544	6.598	60000	30001
tau.b[2]	2.655	1.436	0.008264	0.734	2.368	6.204	60000	30001
tau.b[3]	3.415	1.666	0.009199	1.042	3.125	7.453	60000	30001
tau.b[4]	2.665	1.48	0.007947	0.6902	2.362	6.32	60000	30001
tau.b0	2.458	1.482	0.008534	0.4886	2.156	6.112	60000	30001

**Lampiran 7** Hasil Pemodelan Hirarki Bayesien Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Satu

Node	mean	sd	MC error	2.50%	Median	97.50%	Start	sample
b[1,1]	1.143	0.3578	0.002018	0.4194	1.152	1.833	60000	30001
b[1,2]	0.1196	0.2418	0.001525	-0.3535	0.1174	0.6004	60000	30001

b[1,3]	0.8192	0.3096	0.001673	0.2069	0.821	1.423	60000	30001
b[1,4]	0.9983	0.5836	0.003452	-0.1323	0.9926	2.174	60000	30001
b[2,1]	0.3046	0.4369	0.002485	-0.5567	0.304	1.169	60000	30001
b[2,2]	0.4538	0.2263	0.001321	0.007878	0.4529	0.9006	60000	30001
b[2,3]	-0.004769	0.3835	0.002371	-0.7681	-0.001264	0.7471	60000	30001
b[2,4]	-0.1458	0.4528	0.002446	-1.041	-0.1441	0.748	60000	30001
b[3,1]	-0.2103	0.372	0.002022	-0.9151	-0.2251	0.557	60000	30001
b[3,2]	0.3373	0.5525	0.003377	-0.7433	0.3352	1.432	60000	30001
b[3,3]	0.1734	0.3244	0.001921	-0.4628	0.1731	0.8143	60000	30001
b[3,4]	0.3758	0.3371	0.001824	-0.2818	0.3739	1.033	60000	30001
b[4,1]	-0.0732	0.3999	0.002235	-0.8663	-0.07242	0.7134	60000	30001
b[4,2]	-0.8575	0.5522	0.003157	-1.944	-0.8582	0.2194	60000	30001
b[4,3]	-0.3542	0.3716	0.002367	-1.088	-0.3529	0.3699	60000	30001
b[4,4]	-0.3991	0.4283	0.002349	-1.252	-0.3952	0.4368	60000	30001
b[5,1]	-0.08914	0.7016	0.00415	-1.471	-0.09276	1.28	60000	30001
b[5,2]	-0.4678	0.393	0.002223	-1.238	-0.4702	0.3133	60000	30001
b[5,3]	-0.2936	0.3331	0.001915	-0.9465	-0.2947	0.3683	60000	30001
b[5,4]	0.7853	0.5678	0.003285	-0.3311	0.7841	1.897	60000	30001
b[6,1]	-0.2144	0.8756	0.005841	-1.949	-0.21	1.503	60000	30001
b[6,2]	0.1498	0.4501	0.002794	-0.753	0.1495	1.034	60000	30001
b[6,3]	-0.2557	0.7077	0.004727	-1.66	-0.2558	1.154	60000	30001
b[6,4]	-0.2206	0.7913	0.00539	-1.809	-0.2108	1.319	60000	30001
b[7,1]	0.6563	0.7453	0.004495	-0.8305	0.6597	2.095	60000	30001
b[7,2]	0.8331	0.4721	0.002748	-0.1058	0.8341	1.764	60000	30001
b[7,3]	0.8997	0.3648	0.002067	0.1738	0.9042	1.615	60000	30001
b[7,4]	0.8014	0.663	0.004421	-0.4796	0.7944	2.13	60000	30001
b[8,1]	0.3994	0.5807	0.003582	-0.7428	0.4001	1.54	60000	30001
b[8,2]	0.5145	0.362	0.001956	-0.2111	0.5208	1.215	60000	30001
b[8,3]	-0.03595	0.3054	0.001737	-0.6279	-0.03943	0.5687	60000	30001
b[8,4]	-0.1218	0.3411	0.002098	-0.7942	-0.1209	0.5466	60000	30001
b0[1]	6.96	0.8333	0.005089	5.351	6.947	8.647	60000	30001
b0[2]	6.65	0.6125	0.003541	5.433	6.652	7.847	60000	30001
b0[3]	6.972	0.6457	0.004353	5.708	6.967	8.263	60000	30001
b0[4]	6.771	0.4531	0.002384	5.876	6.772	7.66	60000	30001
gam.g[1,1]	64	0.1288	7.01E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,2]	64	0.1295	7.87E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,3]	64	0.1291	7.84E-04	63.75	64	64.26	60000	30001
gam.g[1,4]	64	0.1293	7.64E-04	63.75	64	64.26	60000	30001
gam.g[1,5]	64	0.1285	7.75E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,6]	64	0.1287	7.42E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,7]	64	0.1285	7.32E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,8]	64	0.1284	7.90E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[2,1]	47.93	0.1255	7.04E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001

gam.g[2,2]	47.93	0.1262	6.98E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g[2,3]	47.93	0.1265	7.04E-04	47.68	47.92	48.17	60000	30001
gam.g[2,4]	47.93	0.1258	7.06E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g[2,5]	47.93	0.1267	6.94E-04	47.68	47.93	48.18	60000	30001
gam.g[2,6]	47.92	0.1263	6.92E-04	47.68	47.92	48.17	60000	30001
gam.g[2,7]	47.93	0.1271	6.35E-04	47.67	47.92	48.18	60000	30001
gam.g[2,8]	47.93	0.1265	7.24E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g[3,1]	-10.36	0.02713	1.52E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,2]	-10.36	0.02727	1.51E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,3]	-10.36	0.02734	1.52E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,4]	-10.36	0.02718	1.53E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,5]	-10.36	0.0274	1.50E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,6]	-10.36	0.02729	1.50E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,7]	-10.36	0.02747	1.37E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g[3,8]	-10.36	0.02734	1.56E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g0[1]	64.01	0.1208	6.74E-04	63.77	64.01	64.25	60000	30001
gam.g0[2]	63.99	0.1191	7.30E-04	63.75	63.99	64.22	60000	30001
gam.g0[3]	63.98	0.1192	5.96E-04	63.75	63.98	64.21	60000	30001
gam.g0[4]	64.01	0.1206	6.73E-04	63.78	64.02	64.25	60000	30001
gam.g00[1]	64	0.1292	7.57E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g00[2]	47.93	0.1259	7.75E-04	47.68	47.93	48.17	60000	30001
gam.g00[3]	-10.36	0.02721	1.67E-04	-10.41	-10.36	-10.31	60000	30001
gam.g000	64	0.1293	7.53E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
lambda[1]	0.5144	0.7046	0.004122	-0.8596	0.5135	1.9	60000	30001
lambda[2]	0.4984	0.709	0.004122	-0.898	0.4949	1.881	60000	30001
lambda[3]	0.5176	0.7016	0.0041	-0.8573	0.5192	1.897	60000	30001
lambda[4]	0.5254	0.7048	0.003993	-0.853	0.5248	1.909	60000	30001
tau[1]	3.185	1.562	0.008931	0.9307	2.919	6.911	60000	30001
tau[2]	1.109	0.4029	0.002041	0.4725	1.057	2.032	60000	30001
tau[3]	1.001	0.2636	0.001464	0.5546	0.9781	1.584	60000	30001
tau[4]	0.5055	0.1354	7.44E-04	0.2774	0.4929	0.8052	60000	30001
tau.b[1]	2.842	1.53	0.008873	0.7395	2.55	6.629	60000	30001
tau.b[2]	2.645	1.432	0.009173	0.7286	2.355	6.257	60000	30001
tau.b[3]	3.429	1.672	0.01038	1.041	3.145	7.456	60000	30001
tau.b[4]	2.666	1.493	0.008721	0.685	2.367	6.382	60000	30001
tau.b0	2.481	1.492	0.009867	0.4961	2.172	6.142	60000	30001

**Lampiran 8** Hasil Pemodelan Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter Tahap Dua

Node	mean	Sd	MC				start	Sample
			error	2.50%	median	97.50%		
b[1,1]	1.136	0.3607	0.002195	0.418	1.131	1.86	60000	30001
b[1,2]	0.1051	0.1863	9.64E-04	-0.2662	0.1056	0.473	60000	30001
b[1,3]	0.9703	0.2272	0.001364	0.5265	0.9693	1.423	60000	30001



b[1,4]	1.695	0.5107	0.002501	0.6861	1.697	2.695	60000	30001
b[2,1]	0.3883	0.2968	0.001846	-0.2035	0.3885	0.9766	60000	30001
b[2,2]	0.7212	0.183	0.001039	0.3607	0.7214	1.081	60000	30001
b[2,3]	-0.1434	0.4131	0.002632	-0.9542	-0.1447	0.6764	60000	30001
b[2,4]	-0.133	0.5273	0.002913	-1.171	-0.1328	0.9066	60000	30001
b[3,1]	0.8521	2.966	0.04739	-4.707	0.7531	7.055	60000	30001
b[3,2]	0.7216	0.3373	0.001999	0.04203	0.7246	1.384	60000	30001
b[3,3]	1.076	0.3566	0.002016	0.3703	1.076	1.777	60000	30001
b[3,4]	0.753	0.3922	0.002169	-0.01896	0.7541	1.528	60000	30001
b0[1]	7.036	3.514	0.0561	0.4631	6.922	14.4	60000	30001
b0[2]	6.875	0.2845	0.001623	6.317	6.874	7.44	60000	30001
b0[3]	7.363	0.2607	0.001525	6.851	7.362	7.878	60000	30001
b0[4]	6.292	0.4927	0.002664	5.328	6.291	7.263	60000	30001
gam.g[1,1]	64	0.1291	7.52E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,2]	64	0.1286	7.51E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,3]	64	0.1288	7.57E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g[2,1]	1.818	0.09342	5.60E-04	1.636	1.818	2.001	60000	30001
gam.g[2,2]	1.82	0.09426	5.64E-04	1.635	1.82	2.007	60000	30001
gam.g[2,3]	1.819	0.09318	5.06E-04	1.636	1.819	2.001	60000	30001
gam.g[3,1]	-1.721	0.08839	5.29E-04	-1.894	-1.721	-1.549	60000	30001
gam.g[3,2]	-1.723	0.08918	5.31E-04	-1.9	-1.723	-1.548	60000	30001
gam.g[3,3]	-1.722	0.08816	4.78E-04	-1.894	-1.722	-1.549	60000	30001
gam.g0[1]	63.99	0.129	7.32E-04	63.74	63.99	64.25	60000	30001
gam.g0[2]	64	0.1292	7.00E-04	63.75	64	64.26	60000	30001
gam.g0[3]	64	0.1288	7.72E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g0[4]	64	0.1294	7.06E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g00[1]	64	0.1296	7.89E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g00[2]	64	0.1294	6.76E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g00[3]	64	0.1289	7.85E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g000	64	0.1292	7.34E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
tau[1]	2.842	1.363	0.008343	0.8364	2.624	6.078	60000	30001
tau[2]	0.9247	0.2975	0.001477	0.4362	0.8936	1.591	60000	30001
tau[3]	1.037	0.2639	0.00156	0.5894	1.013	1.612	60000	30001
tau[4]	0.4382	0.111	6.05E-04	0.2491	0.429	0.6816	60000	30001
tau.b[1]	0.02397	0.2057	0.002225	1.34E-04	0.007634	0.02836	60000	30001
tau.b[2]	0.09528	0.5234	0.03159	5.65E-05	2.36E-04	1.558	60000	30001
tau.b[3]	0.4848	1.093	0.06365	2.94E-04	0.001344	3.775	60000	30001
tau.b[4]	1.398	1.493	0.06767	1.84E-04	1.06	5.118	60000	30001
tau.b0	1.27E-14	1.00E-10	5.77E-13	3.49E-15	1.17E-14	2.75E-14	60000	30001

**Lampiran 9** Hasil Pemodelan Hirarki Bayesian Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter Tahap Dua

Node	mean	Sd	MC error	2.50%	median	97.50%	start	sample
------	------	----	----------	-------	--------	--------	-------	--------

b[1,1]	1.14	0.36	0.002295	0.423	1.141	1.859	60000	30001
b[1,2]	0.1043	0.1841	0.00111	-0.2573	0.1031	0.4702	60000	30001
b[1,3]	0.9717	0.2288	0.001317	0.5183	0.9715	1.43	60000	30001
b[1,4]	1.699	0.508	0.002742	0.7136	1.699	2.715	60000	30001
b[2,1]	0.3862	0.2962	0.00166	-0.2024	0.3868	0.9759	60000	30001
b[2,2]	0.7217	0.1821	0.001068	0.3572	0.7229	1.082	60000	30001
b[2,3]	-0.1394	0.4115	0.002325	-0.9429	-0.1436	0.6685	60000	30001
b[2,4]	-0.1325	0.5256	0.0031	-1.171	-0.1304	0.896	60000	30001
b[3,1]	0.7902	2.896	0.06695	-4.653	0.6673	6.981	60000	30001
b[3,2]	0.7187	0.3415	0.002084	0.04072	0.7222	1.393	60000	30001
b[3,3]	1.076	0.3566	0.002014	0.376	1.074	1.78	60000	30001
b[3,4]	0.7483	0.3901	0.002132	-0.01428	0.7473	1.521	60000	30001
b0[1]	6.962	3.426	0.07917	0.5366	6.816	14.26	60000	30001
b0[2]	6.874	0.2849	0.001575	6.31	6.874	7.439	60000	30001
b0[3]	7.364	0.2609	0.001372	6.851	7.364	7.877	60000	30001
b0[4]	6.294	0.4928	0.002522	5.321	6.298	7.263	60000	30001
gam.g[1,1]	64	0.1298	8.12E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,2]	64	0.1286	8.23E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g[1,3]	64	0.1303	8.15E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g[2,1]	1.82	0.09359	5.69E-04	1.635	1.82	2.002	60000	30001
gam.g[2,2]	1.819	0.0935	5.23E-04	1.636	1.819	2.002	60000	30001
gam.g[2,3]	1.819	0.09302	5.46E-04	1.637	1.819	2.001	60000	30001
gam.g[3,1]	-1.722	0.08855	5.40E-04	-1.895	-1.723	-1.548	60000	30001
gam.g[3,2]	-1.722	0.08846	4.92E-04	-1.895	-1.722	-1.549	60000	30001
gam.g[3,3]	-1.722	0.08801	5.15E-04	-1.894	-1.722	-1.55	60000	30001
gam.g0[1]	63.99	0.1289	8.11E-04	63.74	63.99	64.25	60000	30001
gam.g0[2]	64	0.1288	7.16E-04	63.75	64	64.26	60000	30001
gam.g0[3]	64	0.1292	8.46E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g0[4]	64	0.1287	7.37E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g00[1]	64	0.1283	7.41E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g00[2]	64	0.1288	7.35E-04	63.74	64	64.25	60000	30001
gam.g00[3]	64	0.1286	8.54E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
gam.g000	64	0.1285	7.38E-04	63.75	64	64.25	60000	30001
lambda[1]	0.5131	0.7088	0.004082	-0.8751	0.5175	1.908	60000	30001
lambda[2]	0.4997	0.7033	0.004315	-0.8693	0.4984	1.875	60000	30001
lambda[3]	0.5095	0.7022	0.004086	-0.8776	0.5094	1.871	60000	30001
lambda[4]	0.515	0.7069	0.004047	-0.857	0.5149	1.909	60000	30001
tau[1]	2.854	1.36	0.01076	0.8228	2.638	6.089	60000	30001
tau[2]	0.922	0.2974	0.001556	0.435	0.8901	1.592	60000	30001
tau[3]	1.035	0.2628	0.001373	0.5884	1.013	1.605	60000	30001
tau[4]	0.4378	0.1112	6.66E-04	0.2473	0.4286	0.6813	60000	30001
tau.b[1]	0.02428	0.2139	0.002354	1.34E-04	0.007193	0.02839	60000	30001
tau.b[2]	0.1022	0.5453	0.03345	5.59E-05	2.44E-04	1.707	60000	30001

tau.b[3]	0.5319	1.135	0.0663	2.98E-04	0.001397	3.925	60000	30001
tau.b[4]	1.337	1.476	0.06985	1.75E-04	0.9897	5.048	60000	30001
tau.b0	1.28E-14	1.00E-10	5.77E-13	3.52E-15	1.17E-14	2.82E-14	60000	30001

**Lampiran 10** DIC Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 2-parameter

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	3065.74	3061.75	3.991	3069.73
total	3065.74	3061.75	3.991	3069.73

**Lampiran 11** DIC Pemodelan Bayesian Satu Tingkat Pendekatan Distribusi Log Normal 3-parameter

	Dbar	Dhat	pD	DIC
Y	3064.42	3060.52	3.901	3068.32
Total	3064.42	3060.52	3.901	3068.32

**Lampiran 12** DIC Hirarki Pemodelan Log Normal 2-parameter Tahap Satu

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	1500.37	1471.88	28.495	1528.87
total	1500.37	1471.88	28.495	1528.87

**Lampiran 13** DIC Hirarki Pemodelan Log Normal 3-parameter Tahap Satu

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	1500.23	1471.81	28.419	1528.65
total	1500.23	1471.81	28.419	1528.65

**Lampiran 14** DIC Hirarki Pemodelan Log Normal 2-parameter Tahap Dua

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	1505.57	1485.48	20.084	1525.65
total	1505.57	1485.48	20.084	1525.65

**Lampiran 15** DIC Hirarki Pemodelan Log Normal 3-parameter Tahap Dua

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	1505.38	1485.37	20.005	1525.38
total	1505.38	1485.37	20.005	1525.38

**Lampiran 16** DIC *Syntax* Pemodelan Bayesian Satu Tingkat model;

```
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dlnorm3p(mu[i],tau,phi)
  }
  tau ~ dGamma(1,1)
  for( i in 1 : N ) {
    mu[i] <- b[1] + b[2] * x1[i] + b[3] * x2[i] + b[4] * x3[i] + b[5] * x4[i] + b[6] * x5[i] +
    b[7] * x6[i] + b[8] * x7[i] + b[9] * x8[i]
  }
  sigma <- 1 / sqrt(tau)
  b[1] ~ dnorm(-3941 ,1)
```

```

b[2] ~ dnorm( 1.598,1)
b[3] ~ dnorm( 393,1)
b[4] ~ dnorm( 3464,1)
b[5] ~ dnorm( -102,1)
b[6] ~ dnorm( -562,1)
b[7] ~ dnorm( 0.158,1)
b[8] ~ dnorm( 0.0018,1)
b[9] ~ dnorm( 265.8,1)

phi ~ dGamma(1.439,1)
}
NISIAL
list(b=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0),tau=1,phi=1)
DATA
list(y=c(1176.016188,233.9908419,...950.9686588),
x1=c(1569.2,460.96,481.56,7282.83,1380.71,328.58,494.08,566.03,437.43,2103,1289,...
.
.
.
x8=c(57.444,6.536,33.098,...35.375), N=90)

```

### Lampiran 17 DIC Syntax Pemodelan Hirarki Bayesian

```

model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dlnorm3p(mu[i , R[i]],tau[R[i]],lambda[R[i]])
  }
  for( j in 1 :M ) {
    lambda[j] ~ dnorm( 0.5,2)
  }
  for( j in 1 : M ) {
    b0[j] ~ dnorm(mu.b0[j],tau.b0)
  }
  for( j in 1 : M ) {
    tau[j] ~ dGamma(2,1)
  }
  for( i in 1 : N ) {
    # mu[i , R[i]] <- b0[R[i]] + b[1,R[i]] * x1[i] + b[2,R[i]] * x2[i] + b[3,R[i]] * x3[i]
    # mu[i , R[i]] <- b0[R[i]] + b[1,R[i]] * x[i,1] + b[2,R[i]] * x[i,2] + b[3,R[i]] * x[i,3]
    mu[i , R[i]] <- b0[R[i]] +inprod( b[,R[i]] , x[i, ] )
  }
  for( j in 1 : M ) {
    #mu.b0[j] <- gam.g00 + gam.g00[1] * g[j,1] + gam.g00[2] * g[j,2]
    mu.b0[j] <- gam.g000 + inprod(gam.g00[ ] , g[j, ] )
  }
  for( j in 1 : M ) {
    for(k in 1:P1){
      b[k,j] ~ dnorm(mu.b[j,k],tau.b[j])
    }
  }
}

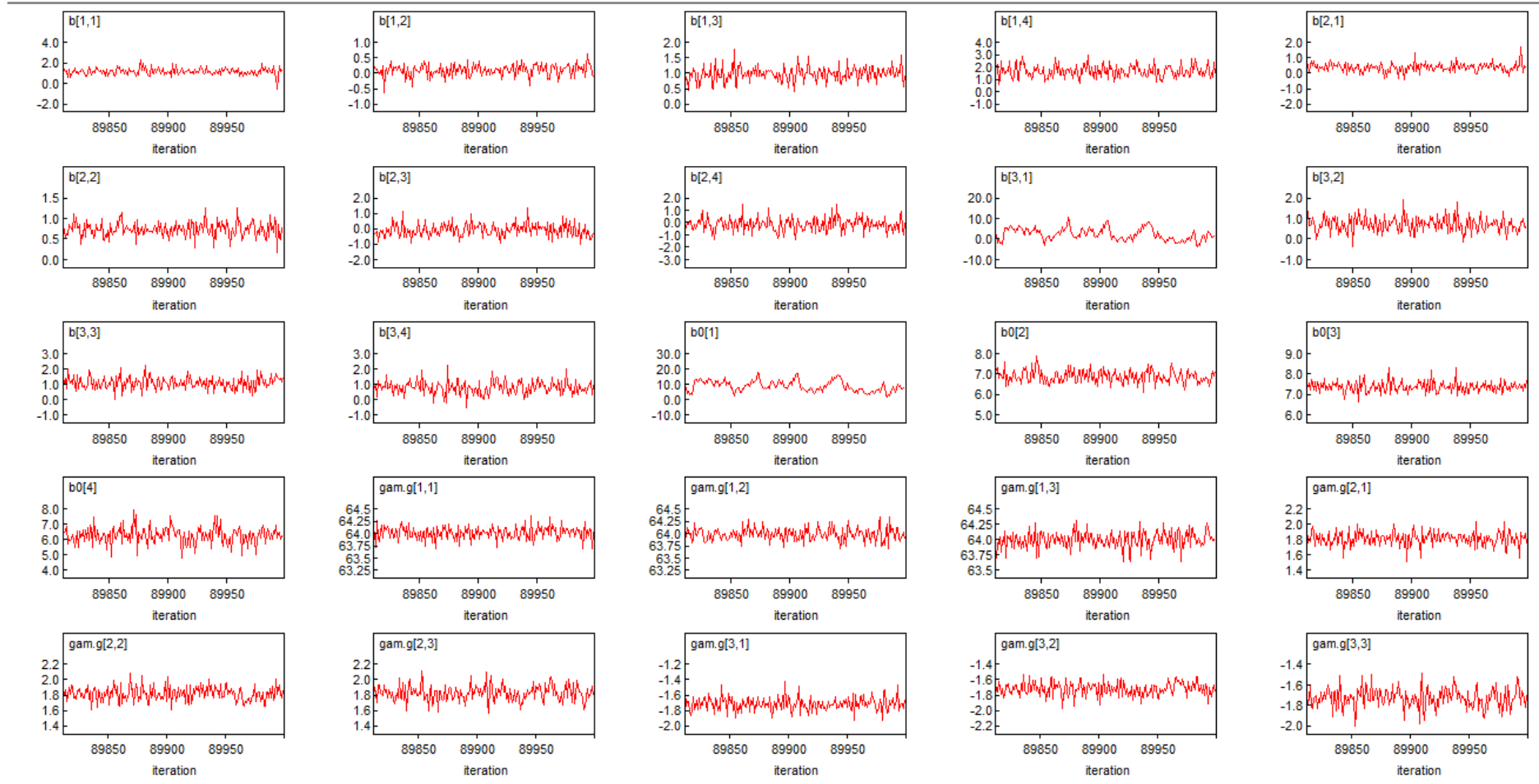
```

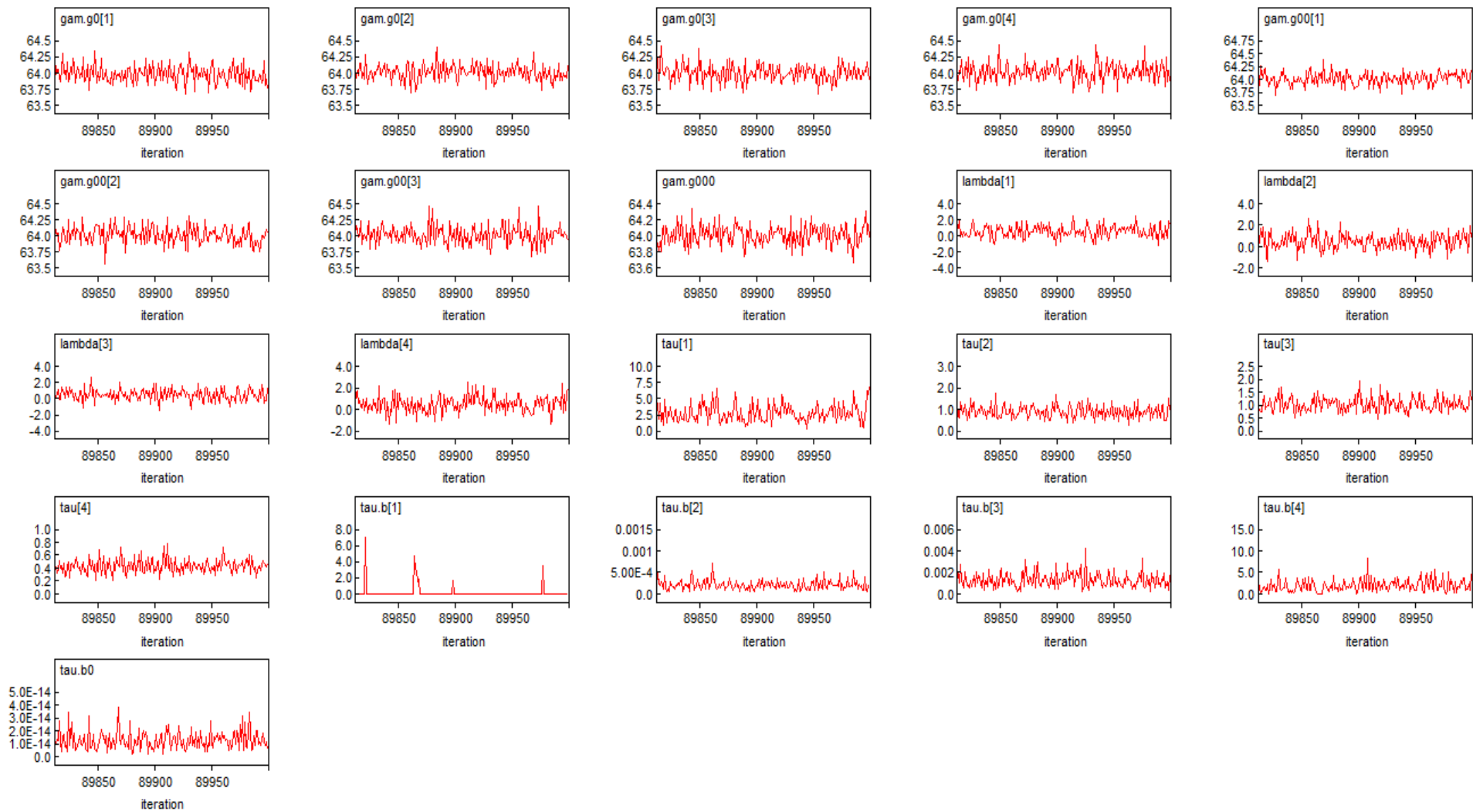




## Lampiran 18 Gambar

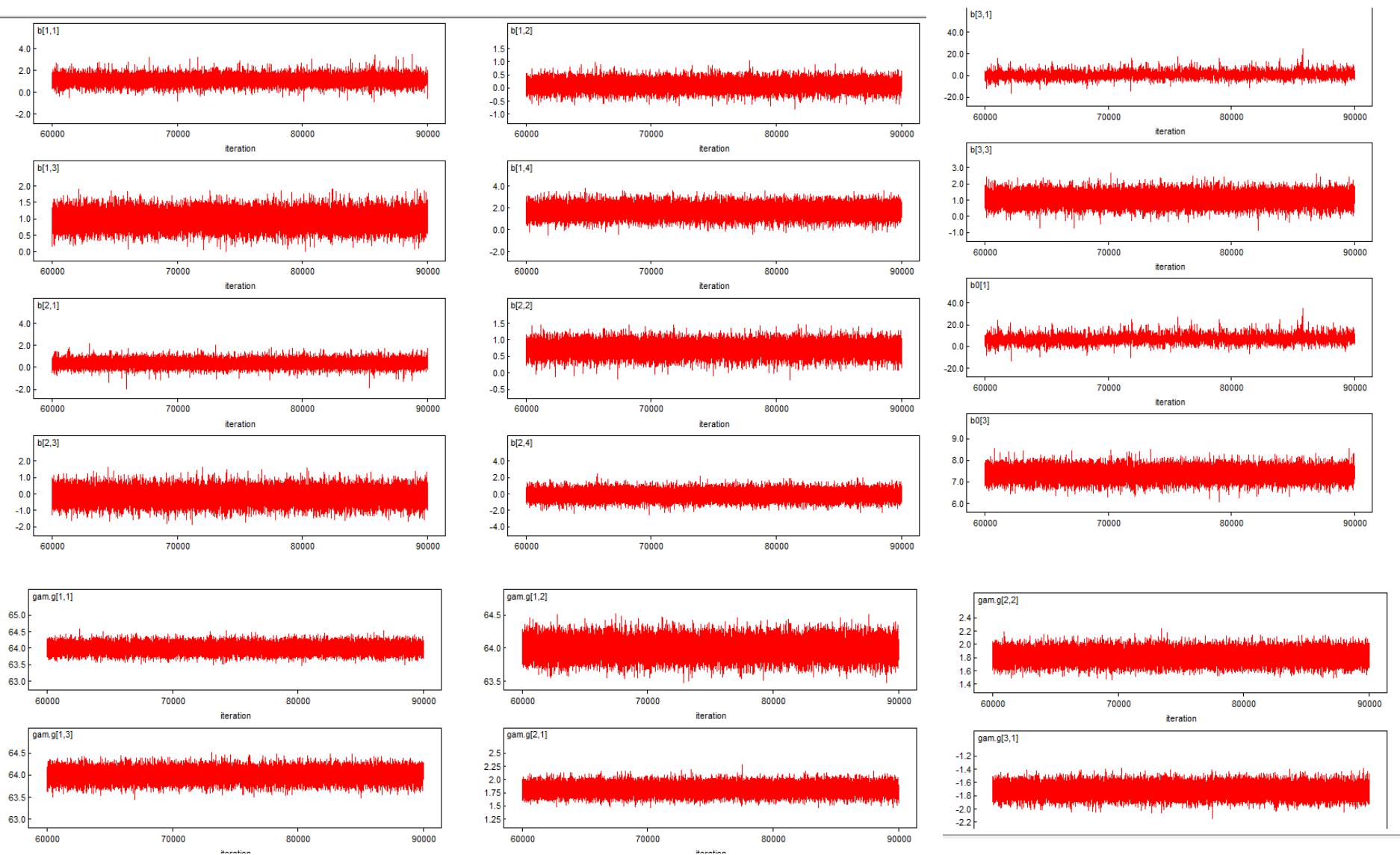
Gambar 1 Trace plot Pemodelan Hirarki Bayesian Tahap Dua Log Normal 3-parameter



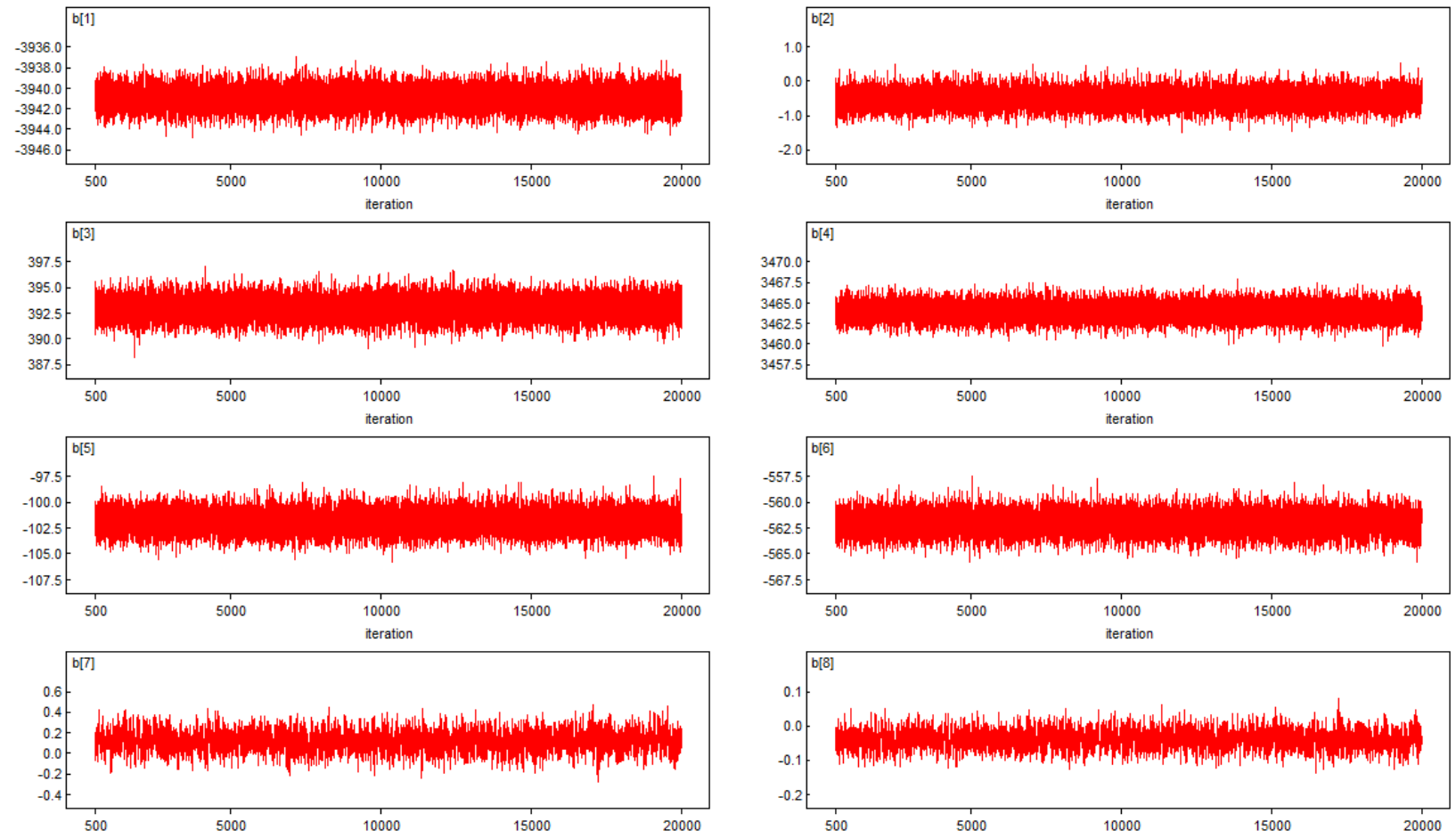




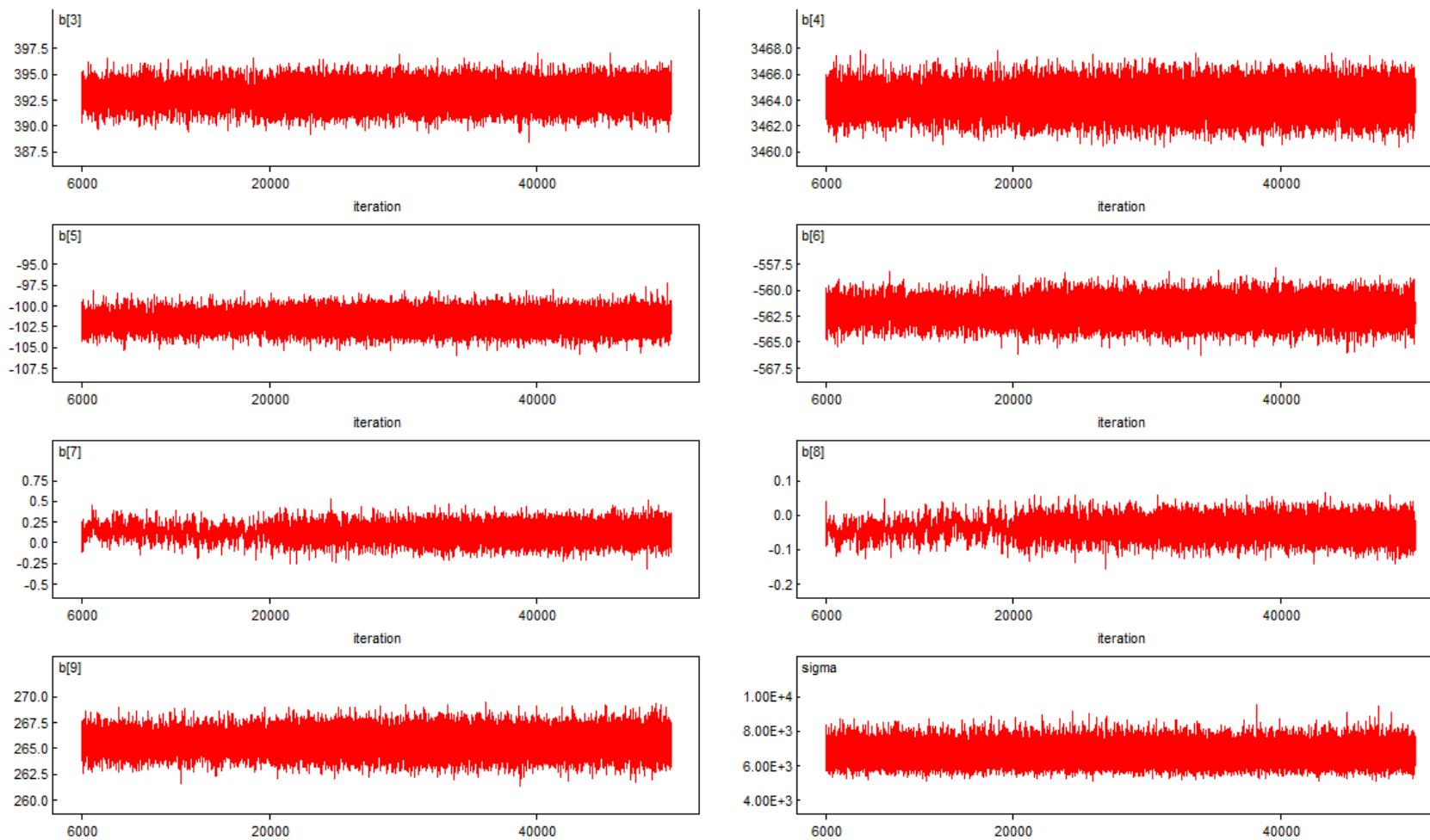
Gambar 2 *Serial Plot* Pemodelan Hirarki Bayesian Tahap Dua Log Normal 3-parameter



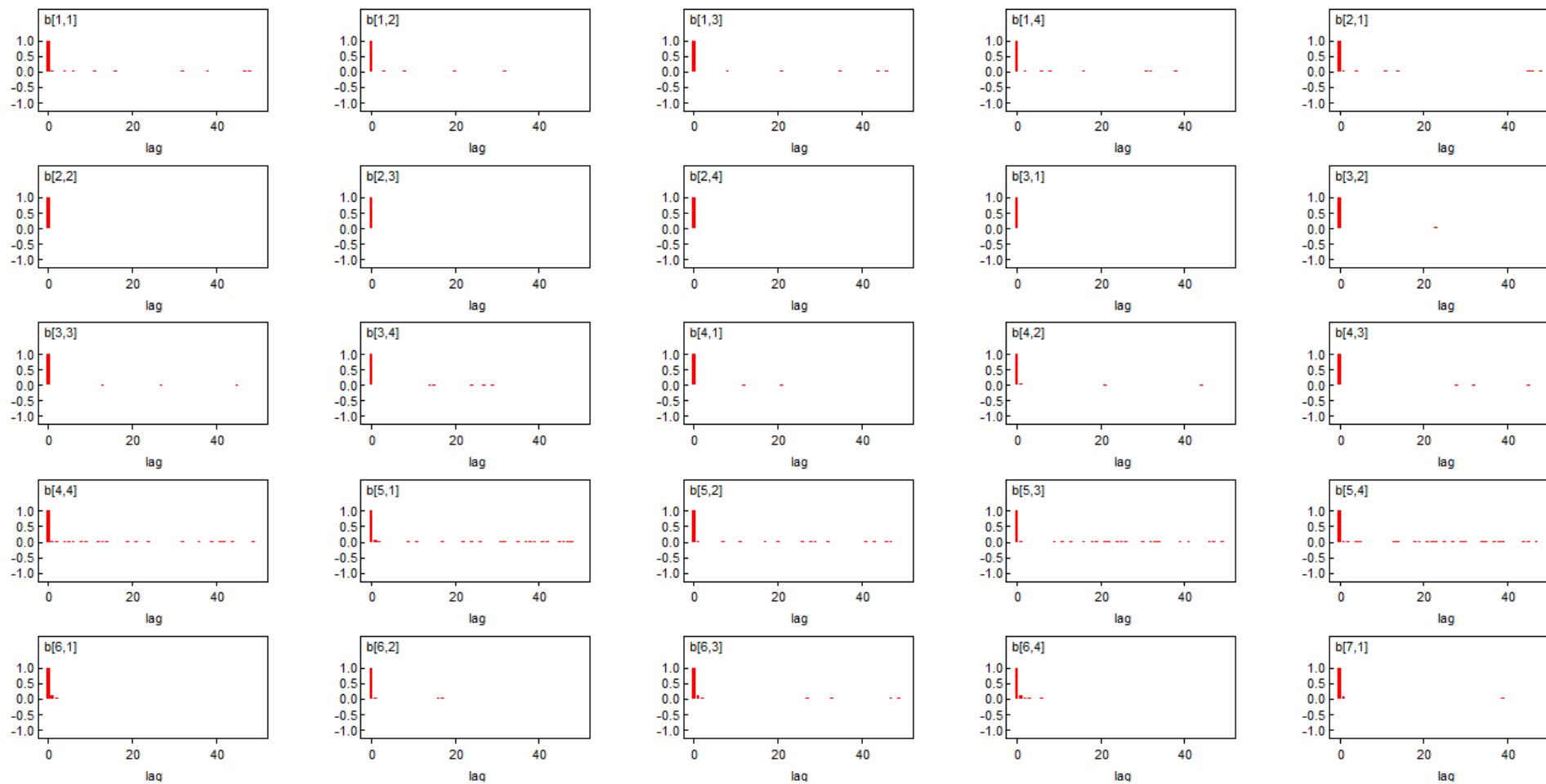
Gambar 2. *Serial Plot* pemodelan Bayesian Satu Tingkat Log Normal 2 Parameter



Gambar 2. *Serial Plot* pemodelan Bayesian Satu Tingkat Log Normal 2 Parameter

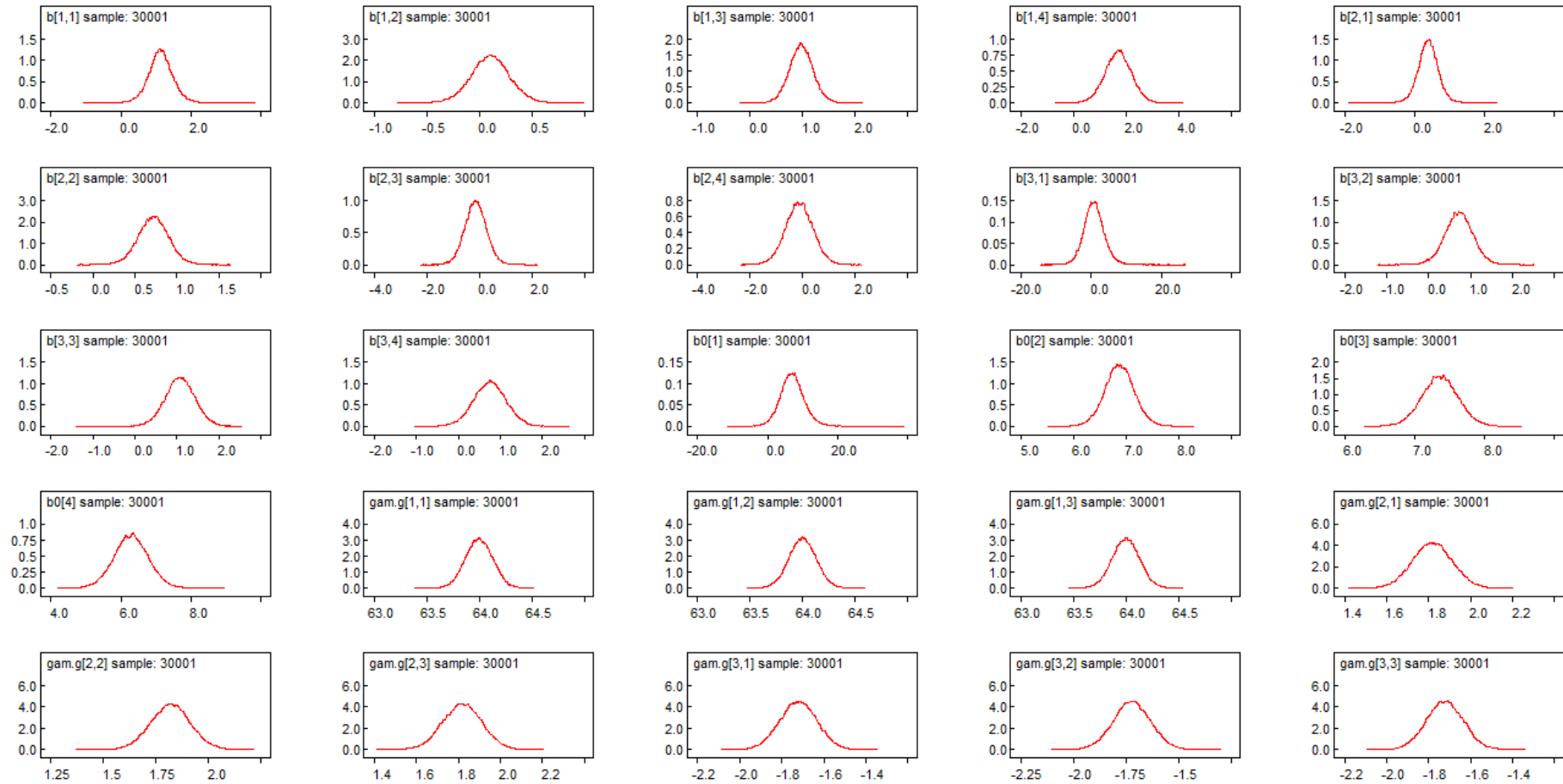


Gambar 3 *Serial Plot* Pemodelan Hirarki Bayesian Tahap Satu Log Normal 3-parameter

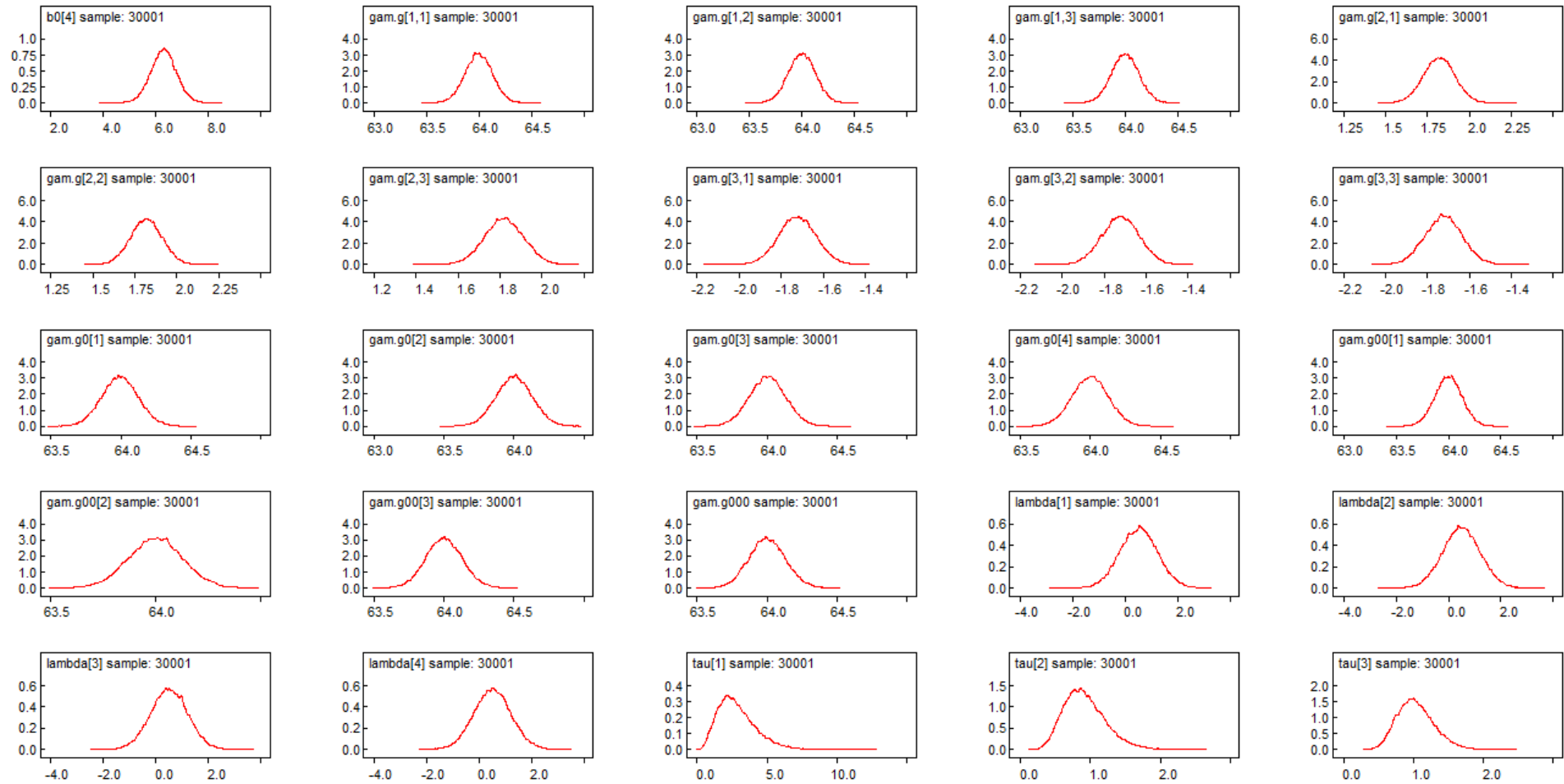




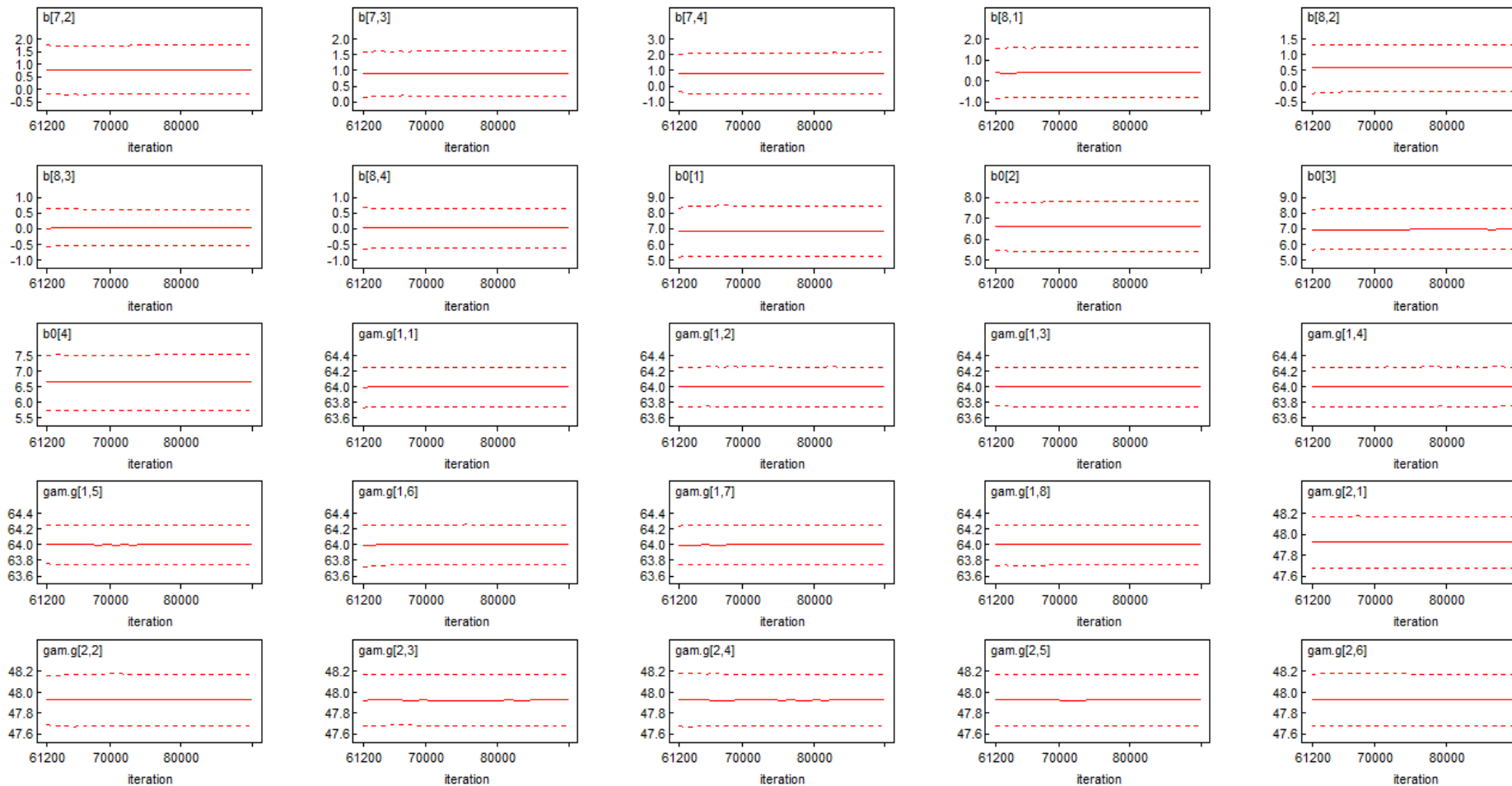
Gambar 4 *Density Plot* Pemodelan Hirarki Bayesian Tahap Dua Log Normal 2-parameter



Gambar 5 *Density Plot* Pemodelan Hirarki Bayesian Tahap Dua Log Normal 3-parameter

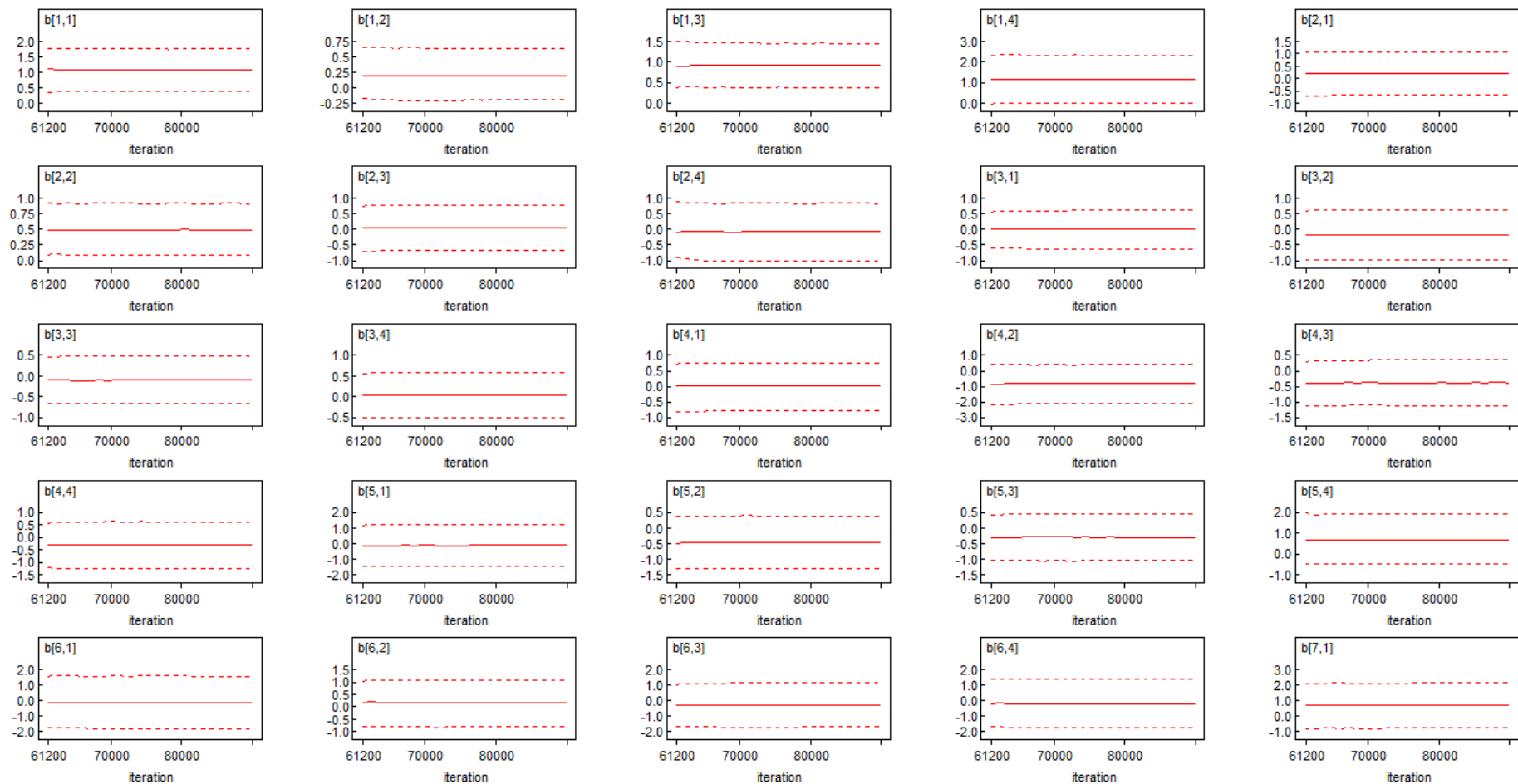


Gambar 6 *Density Plot* Pemodelan Hirarki Bayesian Tahap Satu Log Normal 2-parameter





Gambar 7 *Serial Plot* Pemodelan Hirarki Bayesian Tahap Satu Log Normal 3-parameter





## SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, Mahasiswa Departemen Statistika Fakultas Sains dan Analitika Data

Nama : Ika Lulus Yuliatin  
NRP : 06211850010014

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas akhir / Thesis ini merupakan data skunder yang diambil dari penelitian / buku / Tugas akhir / Thesis / publikasi lainnya yaitu.

Sumber : Data variabel respon yaitu rekapitulasi jumlah transaksi saham pada website <https://www.ojk.go.id/id/kanal/pasar-modal/data-dan-statistik/statistik-pasar-modal/Default.aspx>, data semua variabel prediktor pada tingkat satu yang diambil dari publikasi BPS masing-masing Provinsi di website <https://www.bps.go.id/>, dan data PDRB pada website <https://www.bi.go.id/id/publikasi/laporantahunan/perekonomian/Default.aspx>

Keterangan : Data tahun 2018

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya, apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan berlaku

Mengetahui / Menyetujui :  
Pembimbing I



Dr. Kartika Fithriasari, M. Si.  
NIP. 196912121993032002

Pembimbing II



Prof. NUR Iriawan, M.Ikom., Ph.D.  
NIP. 196210151988031002

Lamongan, 29 Juni 2020

Yang bersangkutan,



Ika Lulus Yuliatin

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Ika Lulus Yuliatin, lahir di Lamongan, 31 Juli 1994. Anak pertama dari Bapak Supriyadi dan Ibu Siti Supriatun serta kakak dari Dwita Nurwahyuni. Selama hidupnya, penulis pernah menempuh pendidikan di TK Aisyah Bustanul Atfal Socah 2000-2001, MIN MODEL Blawirejo 2001-2007, SMPN 1 Kedungpring 2007-2010 dan SMAN 1 Kedungpring 2010- 2013. Setelah lulus SMA, penulis melanjutkan studi Sarjana di Jurusan Statistika ITS pada tahun 2013 dan lulus pada tahun 2017. Pada tahun 2018 penulis melanjutkan studi Magister di Jurusan Statistika ITS dengan beasiswa Fresh Graduate ITS. Selama kuliah, penulis aktif mengikuti berbagai kegiatan ORMAWA ITS. Di tahun pertama penulis menjadi staf magang badan semi otonom BPU JMMI ITS. Lalu di tahun kedua aktif menjadi staf Keilmuan JMMI ITS, staf Badan Pelaksana Mentoring di lembaga dakwah jurusan, staf public Relation di Divisi PST HIMASTA ITS, dan staf Kementerian Kaderisasi Kebangsaan BEM ITS periode 2014/2015. Di tahun ke tiga penulis menjabat sebagai kepala putri divisi Pembinaan Departemen Keilmuan JMMI ITS, dan anggota Departemen Operasional PST HIMASTA ITS. Selama menempuh pendidikan magister penulis aktif menjadi Tentor Pengajar di Lembaga Bimbingan Belajar dan menjadi Bendahara Umum Himpunan Muslim Pascasarjana (HIMMPAS) ITS. Penulis dapat dihubungi melalui alamat email [lulusyuliatin@gmail.com](mailto:lulusyuliatin@gmail.com) atau dapat pula terhubung melalui 0857066655503

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*