

**TUGAS AKHIR - KA 184801**

**PEMODELAN *MAGNITUDE GEMPA BUMI DI INDONESIA*  
*MENGGUNAKAN GENERALIZED EXTREME VALUE*  
*(GEV) BERBASIS SIMULASI MARKOV CHAIN MONTE*  
*CARLO (MCMC)***

**FADHELA ANINDYA RAHMADANI**

**NRP 06311840000024**

**Dosen Pembimbing**

**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si**

**NIP 1990201812015**

**PROGRAM STUDI SARJANA SAINS AKTUARIA**

**DEPARTEMEN AKTUARIA**

**FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA**

**INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER**

**SURABAYA**

**2022**





**TUGAS AKHIR - KA 184801**

**PEMODELAN MAGNITUDE GEMPA BUMI DI INDONESIA  
MENGGUNAKAN GENERALIZED EXTREME VALUE  
(GEV) BERBASIS SIMULASI MARKOV CHAIN MONTE  
CARLO (MCMC)**

**FADHELA ANINDYA RAHMADANI**

**NRP 06311840000024**

Dosen Pembimbing

**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si**

**NIP 1990201812015**

**PROGRAM STUDI SARJANA SAINS AKTUARIA**

**DEPARTEMEN AKTUARIA**

**FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA**

**INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER**

**SURABAYA**

**2022**





FINAL PROJECT - KA 184801

# **MODELING OF EARTHQUAKE MAGNITUDE IN INDONESIA USING GENERALIZED EXTREME VALUE (GEV) BASED ON MARKOV CHAIN MONTE CARLO (MCMC) SIMULATION**

**FADHELA ANINDYA RAHMADANI**

**NRP 06311840000024**

**Advisor**

**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si**

**NIP 1990201812015**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME**

**DEPARTMENT OF ACTUARIAL SCIENCE**

**FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS**

**INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER**

**SURABAYA**

**2022**



## **LEMBAR PENGESAHAN**

### **PEMODELAN MAGNITUDE GEMPA BUMI DI INDONESIA MENGGUNAKAN GENERALIZED EXTREME VALUE (GEV) BERBASIS SIMULASI MARKOV CHAIN MONTE CARLO (MCMC)**

#### **TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat  
memperoleh gelar Sarjana Ilmu Aktuaria pada  
Program Studi Sarjana Sains Aktuaria  
Departemen Aktuaria  
Fakultas Sains dan Analitika Data  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh: **FADHELA ANINDYA RAHMADANI**

**NRP. 063118 4000 0024**

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir:

1. Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si      Pembimbing

( Aufri )

2. Imam Safawi Ahmad, S.Si., M.Si      Penguji

Imam Wahyudi

3. Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si      Penguji

J. Soehardjoepri

**SURABAYA**

**Juli, 2022**



## APPROVAL SHEET

### MODELING OF EARTHQUAKE MAGNITUDE IN INDONESIA USING GENERALIZED EXTREME VALUE (GEV) BASED ON MARKOV CHAIN MONTE CARLO (MCMC) SIMULATION

#### FINAL PROJECT

Submitted to fulfill one of the requirements  
for obtaining a degree Bachelor of Actuarial Science at  
Undergraduate Study Program of Actuarial Science  
Department of Actuarial Science  
Faculty of Science and Data Analytics  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

By: FADHELA ANINDYA RAHMADANI

NRP. 063118 4000 0024

Approved by Final Project Examiner Team:

1. Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si      Advisor

( Auli' )

2. Imam Safawi Ahmad, S.Si., M.Si      Examiner

( Imam Wafiq )

3. Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si      Examiner

( Soehardjoepri )

SURABAYA

July, 2022



## **PERNYATAAN ORISINALITAS**

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa / NRP : Fadhela Anindya Rahmadani / 06311840000024  
Departemen : Aktuaria  
Dosen Pembimbing / NIP : Pratnya Paramitha O., S.Si, M.Si / 1990201812015

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul “Pemodelan Magnitude Gempa Bumi di Indonesia menggunakan Generalized Extreme Value (GEV) berbasis Simulasi Markov Chain Monte Carlo (MCMC)” adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, Juli 2022

Mengetahui

Dosen Pembimbing

Mahasiswa,

(Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si)

NIP. 1990201812015

(Fadhela Anindya Rahmadani)

NRP. 06311840000024



## STATEMENT OF ORIGINALITY

The undersigned below:

Name of student / NRP : Fadhela Anindya Rahmadani / 06311840000024  
Department : Actuarial Science  
Advisor / NIP : Pratnya Paramitha O., S.Si, M.Si / 1990201812015

Hereby declare that the Final Project with the title of "Modeling of Earthquake Magnitude In Indonesia Using Generalized Extreme Value (GEV) Based On Markov Chain Monte Carlo (MCMC) Simulation" is the result of my own work, is original, and is written by following the rules of scientific writing.

If in the future there is a discrepancy with statement then I am willing to accept sanctions in accordance with the provisions that apply at Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, July 2022

Acknowledge

Advisor

Student



(Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si)

NIP. 1990201812015



(Fadhela Anindya Rahmadani)

NRP. 06311840000024



**PEMODELAN MAGNITUDE GEMPA BUMI DI INDONESIA MENGGUNAKAN  
GENERALIZED EXTREME VALUE (GEV) BERBASIS SIMULASI MARKOV  
CHAIN MONTE CARLO (MCMC)**

**Nama / NRP** : Fadhela Anindya Rahmadani / 06311840000024  
**Departemen** : Aktuaria FSAD-ITS  
**Dosen Pembimbing** : Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si

## **Abstrak**

Gempa bumi merupakan peristiwa getaran yang disebabkan dari terjadinya pelepasan akumulasi energi dari lempeng tektonik di dalam bumi. Indonesia merupakan negara yang terletak pada pertemuan antara lempeng tektonik, yang menyebabkan Indonesia rawan terjadi gempa bumi. Di Indonesia gempa bumi sebesar 9.1 magnitude pernah terjadi dan menyebabkan tsunami yang memakan korban jiwa lebih dari 160 orang dan 63.977 keluarga kehilangan tempat tinggal. Terjadinya gempa bumi terutama gempa berkekuatan besar dapat menyebabkan besarnya dampak yang ditimbulkan. Risiko kerugian dapat diminimalisir dengan adanya mitigasi bencana sebelum terjadinya peristiwa bencana. Kerugian yang ditimbulkan dari bencana alam dapat diminimalisir dengan mengalihkan risiko kepada perusahaan asuransi. Sebagai lembaga pengalih risiko serta yang mengumpulkan dana premi, perusahaan asuransi harus memperhitungkan risiko yang tidak dapat dimitigasi. Persiapan mengenai manajemen risiko bencana juga perlu dilakukan pemerintah dalam melakukan perencanaan jangka panjang. Untuk mengoptimalkan manajemen risiko bencana dapat dilakukan analisis mengenai kejadian bencana. Salah satunya dapat menggunakan extreme value theory pada data bencana. Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data gempa bumi di Indonesia tahun 1990-2021 dari katalog gempa bumi National Earthquake Information Center-USGS. Pada penelitian ini digunakan variabel magnitude gempa bumi di Indonesia. Magnitude gempa bumi merupakan kejadian ekstrim. Data kejadian ekstrem dipilih menggunakan metode block maxima dengan periode data maksimum 12 bulan, 6 bulan, dan 3 bulan. Dalam penelitian ini parameter nilai ekstrim di estimasi mengikuti distribusi GEV dengan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE). Setelah diperoleh parameter dari distribusi GEV akan dilanjutkan estimasi dengan Markov Chain Monte Carlo. Selanjutnya, dilakukan pemilihan model terbaik menggunakan DIC, yang diperoleh model terbaik yakni pada data ekstrem maksimum periode 12 bulan. Penelitian dilanjutkan dengan melakukan perhitungan return level. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan sebagai referensi dalam perencanaan manajemen risiko bencana alam gempa bumi.

**Kata Kunci :** *Gempa Bumi, Generalized Extreme Value, Magnitude, Markov Chain Monte Carlo, Return Level*



# **MODELING OF EARTHQUAKE MAGNITUDE IN INDONESIA USING GENERALIZED EXTREME VALUE (GEV) BASED ON MARKOV CHAIN MONTE CARLO (MCMC) SIMULATION**

**Student Name / NRP** : Fadhela Anindya Rahmadani  
**Departement** : Aktuaria FSAD-ITS  
**Advisor** : Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si

## **Abstract**

An earthquake is a vibration event caused by the release of accumulated energy from tectonic plates in the earth. Indonesia is a country located at the confluence of tectonic plates, which makes Indonesia prone to earthquakes. In Indonesia, an earthquake of 9.1 magnitude caused a tsunami that killed more than 160 people and left 63,977 families homeless. The occurrence of earthquakes, especially large earthquakes can cause a large impact. The risk of loss can be minimized with disaster mitigation before the occurrence of a disaster event. Losses caused by natural disasters can be minimized by transferring risk to insurance companies. As a risk transfer agency and collecting premium funds, insurance companies must take into account the risks that cannot be mitigated. Preparations regarding disaster risk management also need to be carried out by the government in carrying out long-term planning. To optimize disaster risk management, an analysis of disaster events can be carried out. One of them can use extreme value theory on disaster data. The source of data used in this study is earthquake data in Indonesia from 1990-2021 from the earthquake catalog of the National Earthquake Information Center-USGS. In this study, the variable magnitude of the earthquake in Indonesia was used. The magnitude of an earthquake is an extreme event. The extreme event selected using the block maxima method with a maximum data period of 12 months, 6 months, and 3 months. In this study, the extreme value parameters were estimated following the GEV distribution using the Maximum Likelihood Estimation (MLE) method. After obtaining the parameters of the GEV distribution, the estimation will be continued with Markov Chain Monte Carlo. Next, the best model was selected using DIC, the best model was obtained, namely the extreme data for a maximum period of 12 months. The research was continued by calculating the return level. The results of this study are expected to be used as a reference in earthquake risk management planning.

**Keywords:** *Earthquake, Generalized Extreme Value, Magnitude, Markov Chain Monte Carlo, Return Level*



## KATA PENGANTAR

Puji syukur senantiasa penulis panjatkan kepada Allah SWT karena atas rahmat dan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir berjudul “Pemodelan *Magnitude Gempa Bumi di Indonesia* menggunakan *Generalized Extreme Value* (GEV) berbasis Simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC)” yang menjadi salah satu persyaratan dalam menyelesaikan Program Sarjana Departemen Aktuaria, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Terselesaikannya Tugas Akhir ini tidak lepas dari dukungan berbagai pihak. Penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Drs. Soehardjoepri selaku Kepala Departemen Aktuaria sekaligus Dosen Penguji yang telah memberikan dukungan, motivasi, serta masukan untuk perbaikan Tugas Akhir ini.
2. Ibu Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan motivasi, bimbingan, dan arahan kepada penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir
3. Bapak Imam Safawi Ahmad, S.Si., M.Si selaku Dosen Penguji yang telah memberikan saran untuk perbaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak R. Mohamad Atok, S.Si.,M.Si., Ph.D selaku Dosen Wali yang telah memberikan dukungan dan motivasi selama perkuliahan hingga selesaiya Tugas Akhir.
5. Seluruh Dosen Departemen Aktuaria ITS yang telah memberikan banyak ilmu serta segenap Karyawan Departemen Aktuaria ITS.
6. Ibu, Ayah, dan Farah yang selalu memberikan motivasi serta dukungan moral dan materiil.
7. Feby, Karin, Arka, Irma, Sahnaz, dan Berli yang selalu memberikan dukungan semangat dan menjadi tempat cerita
8. Nabela, Meidy, Ajeng, Yeni, Rayhan, Aldo, Dhea, Melinda, Audrey, Indra, Wisnu dan teman-teman Aktuaria ITS 2018 yang telah memberikan dukungan dan pengalaman berharga selama perkuliahan
9. Seluruh pihak yang telah membantu proses penyusunan Tugas Akhir ini yang tidak dapat sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini masih belum sempurna. Oleh sebab itu, penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca. Semoga laporan Tugas Akhir ini bermanfaat dan menambah wawasan bagi pembaca.

Surabaya, Juli 2022

Penulis



## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	iv
<b>APPROVAL SHEET .....</b>	v
<b>PERNYATAAN ORISINALITAS .....</b>	vi
<b>STATEMENT OF ORIGINALITY .....</b>	vii
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	x
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	1
1.1    Latar Belakang .....	1
1.2    Rumusan Masalah .....	2
1.3    Tujuan Penelitian .....	2
1.4    Manfaat Penelitian .....	2
1.5    Batasan Masalah .....	2
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	3
2.1    Penelitian Terdahulu .....	3
2.2 <i>Extreme Value Theory</i> .....	3
2.2 <i>Block Maxima</i> .....	4
2.3 <i>Mann Kendal Trend Test</i> .....	4
2.4 <i>Generalized Extreme Value</i> .....	5
2.5    Estimasi Parameter .....	6
2.5.1 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> .....	6
2.5.2    Analisis Bayesian .....	7
2.6    Uji Kesesuaian Distribusi .....	9
2.7 <i>Deviance Information Criterion</i> .....	9
2.8 <i>Return Level</i> .....	10
2.9    Gempa Bumi di Indonesia .....	10
<b>BAB III METODOLOGI .....</b>	13
3.1    Sumber Data .....	13
3.2    Variabel Penelitian .....	13
3.3    Langkah Analisis .....	13
<b>BAB IV HASIL DAN ANALISIS .....</b>	17
4.1    Karakteristik Data <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia .....	17
4.2    Pemilihan Nilai Ekstrem dengan <i>Block Maxima</i> .....	19
4.3    Uji Stasioneritas Data .....	23

4.4	Estimasi Parameter <i>Generalized Extreme Value</i> (GEV).....	24
4.5	Uji Kesesuaian Distribusi.....	24
4.6	Analisis Bayesian <i>Markov Chain Monte Carlo</i> (MCMC) .....	25
4.7	Pemilihan Model Terbaik.....	36
4.8	<i>Return Level</i> .....	37
<b>BAB V</b>	<b>KESIMPULAN DAN SARAN</b> .....	38
5.1	Kesimpulan.....	39
5.2	Saran.....	39
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	40	
<b>LAMPIRAN</b> .....	43	
<b>BIODATA PENULIS</b> .....	71	

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b>	Konversi Satuan <i>Magnitude</i> .....	10
<b>Tabel 3.1</b>	Variabel Penelitian.....	13
<b>Tabel 3.2</b>	Struktur Data Penelitian.....	13
<b>Tabel 4.1</b>	Statistika Deskriptif <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia ....	17
<b>Tabel 4.2</b>	Hasil <i>Mann Kendall Trend Test</i> .....	23
<b>Tabel 4.3</b>	Hasil Estimasi Parameter GEV dengan MLE.....	24
<b>Tabel 4.4</b>	Hasil Uji Kolmogorov Smirnov.....	25
<b>Tabel 4.5</b>	Hasil Estimasi Parameter MCMC.....	36
<b>Tabel 4.6</b>	Pemilihan Model Terbaik .....	36
<b>Tabel 4.7</b>	Prediksi <i>Return Level</i> .....	37

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b>	Ilustrasi Pengambilan Sampel dengan <i>Block Maxima</i> .....	4
<b>Gambar 2.2</b>	Peta Gempa Bumi di Indonesia sejak Tahun 1990-2021 .....	11
<b>Gambar 3.1</b>	Diagram Alir Penelitian .....	16
<b>Gambar 4.1</b>	Histogram <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia .....	17
<b>Gambar 4.2</b>	<i>Normal Probability Plot Magnitude</i> Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia.....	18
<b>Gambar 4.3</b>	<i>Scatter Plot</i> Pemilihan Data Nilai Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 dengan <i>Block Maxima</i> Periode 12 Bulan .....	19
<b>Gambar 4.4</b>	Peta Lokasi Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 Berdasarkan Pemilihan Data Nilai Ekstrem dengan <i>Block Maxima</i> Periode 12 Bulan.....	20
<b>Gambar 4.5</b>	<i>Scatter Plot</i> Pemilihan Data Nilai Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2006 dengan <i>Block Maxima</i> Periode 6 Bulan .....	20
<b>Gambar 4.6</b>	<i>Scatter Plot</i> Pemilihan Data Nilai Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Tahun 2007-2021 dengan <i>Block Maxima</i> Periode 6 Bulan .....	21
<b>Gambar 4.7</b>	Peta Lokasi Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 Berdasarkan Pemilihan Data Nilai Ekstrem dengan <i>Block Maxima</i> Periode 6 Bulan .....	21
<b>Gambar 4.8</b>	<i>Scatter Plot</i> Pemilihan Data Nilai Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2005 dengan <i>Block Maxima</i> Periode 3 Bulan.....	22
<b>Gambar 4.9</b>	<i>Scatter Plot</i> Pemilihan Data Nilai Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Tahun 2006-2021 dengan <i>Block Maxima</i> Periode 3 Bulan.....	22
<b>Gambar 4.10</b>	Peta Lokasi Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 Berdasarkan Pemilihan Data Nilai Ekstrem dengan <i>Block Maxima</i> Periode 3 Bulan.....	23
<b>Gambar 4.11</b>	DAG Data <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia.....	25
<b>Gambar 4.12</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Parameter Location</i> .....	26
<b>Gambar 4.13</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Parameter Scale</i> .....	26
<b>Gambar 4.14</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Parameter Shape</i> .....	27
<b>Gambar 4.15</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	27
<b>Gambar 4.16</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	27
<b>Gambar 4.17</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	28
<b>Gambar 4.18</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	28
<b>Gambar 4.19</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	28
<b>Gambar 4.20</b>	<i>Time Series</i> dari <i>History Chain</i> Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	29
<b>Gambar 4.21</b>	Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	29

<b>Gambar 4.22</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	30
<b>Gambar 4.23</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	30
<b>Gambar 4.24</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	30
<b>Gambar 4.25</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	31
<b>Gambar 4.26</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	31
<b>Gambar 4.27</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	32
<b>Gambar 4.28</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	32
<b>Gambar 4.29</b> Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	32
<b>Gambar 4.30</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	33
<b>Gambar 4.31</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	33
<b>Gambar 4.32</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	33
<b>Gambar 4.33</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	34
<b>Gambar 4.34</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	34
<b>Gambar 4.35</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	34
<b>Gambar 4.36</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Location</i> .....	35
<b>Gambar 4.37</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Scale</i> .....	35
<b>Gambar 4.38</b> Grafik Distribusi Data Ekstrem <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter <i>Shape</i> .....	35

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran 1</b>	Data <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990 – 2021.....	43
<b>Lampiran 2</b>	Data <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Maksimum 12 Bulan .....	44
<b>Lampiran 3</b>	Data <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Maksimum 6 Bulan .....	45
<b>Lampiran 4</b>	Data <i>Magnitude</i> Gempa Bumi di Indonesia Maksimum 3 Bulan .....	47
<b>Lampiran 5</b>	Syntax RStudio Perhitungan Estimasi Parameter GEV dengan MLE .....	50
<b>Lampiran 6</b>	Output RStudio Perhitungan Estimasi Parameter GEV dengan MLE.....	52
<b>Lampiran 7</b>	Visualisasi Pembagian <i>Block Maxima</i> .....	60
<b>Lampiran 8</b>	Visualisasi Peta <i>Magnitude</i> Gempa Bumi Berdasarkan Pembagian <i>Block Maxima</i> .....	66
<b>Lampiran 9</b>	Syntax RStudio <i>Return Level</i> dari Hasil Estimasi Parameter GEV dengan MLE dan MCMC .....	68
<b>Lampiran 10</b>	Output RStudio <i>Return Level</i> dari Hasil Estimasi Parameter GEV dengan MLE dan MCMC .....	69
<b>Lampiran 11</b>	Syntax OpenBugs.....	70

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1 Latar Belakang**

Bencana alam merupakan peristiwa yang tidak dapat dihindari. Berdasarkan penyebabnya bencana alam dikelompokkan menjadi beberapa kelompok yakni, bencana alam yang disebabkan oleh aktivitas geofisika, hidrologi, klimatologi, meteorologi, dan biologi (IFRC, 2022). Gempa bumi merupakan bencana yang termasuk dalam kategori bencana yang disebabkan oleh aktivitas geofisika. Adanya pergerakan lempeng tektonik yang merupakan bagian lapisan kerak bumi keras yang mengapung di atas bagian lapisan astenofer menyebabkan terjadinya gempa bumi (BMKG Wil. III Denpasar, 2017). Gempa bumi dicatat oleh alat yang disebut dengan seismograf yang bekerja dengan cara menangkap gelombang dari getaran tanah. Skala pengukuran kekuatan gempa bumi yang banyak digunakan ialah *magnitude* (BPBD DIY, 2019).

Indonesia merupakan negara yang terletak pada pertemuan antara 3 lempeng besar dan 9 lempeng kecil (Pusdatinmas, 2015). Lempeng utama yang paling berpengaruh pada aktivitas tektonik di Indonesia yakni lempeng Eurasia, lempeng Indo-Australia, lempeng Pasifik, dan lempeng Filipina. Kawasan pertemuan antar lempeng bumi merupakan kondisi lempeng tektonik yang menyebabkan pembentukan gunung berapi dan dapat mengakibatkan adanya tumbukan antar lempeng dapat mengakibatkan aktivitas gempa bumi (Rohadi, 2009). Salah satu gempa bumi besar selama 30 tahun terakhir di Indonesia pernah terjadi di Aceh pada tahun 2004. Gempa bumi berkekuatan sebesar 9.1 magnitudo ini menyebabkan tsunami yang memakan lebih dari 160 orang korban jiwa serta 63.977 keluarga kehilangan tempat tinggal (Arjanto, 2021). Besar klaim asuransi di Aceh akibat kejadian tersebut sebesar 3,2 triliun rupiah. Gempa dengan *magnitude* besar di Indonesia juga pernah terjadi pada tahun 1996 di Biak. Gempa bumi tersebut tercatat berkekuatan 7 *magnitude* yang menyebabkan tsunami. Kejadian tersebut mengakibatkan 108 korban meninggal, 58 orang hilang, serta kerusakan pada 5043 rumah warga (Shalihah, 2021). Gempa bumi terutama gempa berkekuatan besar dapat menyebabkan besarnya risiko kerugian yang ditimbulkan.

Risiko kerugian juga dapat diminimalisir dengan adanya mitigasi bencana. Mitigasi dilakukan baik sebelum peristiwa bencana, saat peristiwa bencana, serta setelah terjadinya peristiwa bencana. Mitigasi sebelum terjadinya gempa bumi dapat dilakukan dengan mempersiapkan rencana penyelamatan, peralatan keselamatan standar, simulasi penyelamatan, pembangunan konstruksi tahan gempa, dan regulasi mengenai pembangunan (BPBD DIY, 2019). Selain itu, kerugian dari risiko bencana alam dapat diminimalisir dengan mengalihkan risiko kepada perusahaan asuransi. Sebagai pengalih risiko serta lembaga yang mengumpulkan dana premi perusahaan asuransi harus memperhitungkan risiko yang tidak dapat dimitigasi (Purwati, 2021)

Persiapan mengenai manajemen risiko bencana perlu dilakukan berbagai pihak termasuk pemerintah dalam melakukan perencanaan pembangunan dan regulasi jangka panjang serta perusahaan asuransi dalam menentukan dana cadangan klaim. Untuk mengoptimalkan manajemen risiko bencana dapat dilakukan analisis mengenai kejadian bencana. Salah satunya dapat menggunakan *extreme value theory* pada data bencana, termasuk gempa bumi (Maruyama, 2020). Analisis *extreme value* bertujuan untuk mengukur perilaku stokastik dari suatu kejadian yang sangat besar atau sangat kecil (Coles, 2004). Parameter yang diestimasi dengan distribusi nilai ekstrim merupakan parameter ditentukan dari data maksimum waktu tertentu, sehingga data yang digunakan terbatas. Untuk mengatasi keterbatasan data yang

tersedia digunakan simulasi dengan *Bayesian framework* untuk estimasi parameter (Paola, dkk., 2013; Smith, 2020; Sehribanoglu, 2020).

Berdasarkan pada penjelasan tersebut, maka pada penelitian ini dilakukan analisis *extreme value* dengan variabel *magnitude* gempa bumi di Indonesia. Dalam penelitian ini parameter nilai ekstrim di estimasi mengikuti distribusi GEV dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Setelah diperoleh parameter dari distribusi GEV akan dilanjutkan estimasi dengan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) untuk menambah informasi mengenai karakteristik data. Selanjutnya, dilakukan perhitungan *return level* distribusi GEV. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan sebagai referensi dalam perencanaan manajemen risiko bencana alam gempa bumi.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana karakteristik data *magnitude* gempa bumi di Indonesia?
2. Bagaimana hasil estimasi parameter dari data *magnitude* gempa bumi di Indonesia menggunakan *Generalized Extreme Value* (GEV) berbasis simulasi MCMC?
3. Bagaimana hasil *return level magnitude* gempa bumi di Indonesia berdasarkan metode *Generalized Extreme Value* (GEV) berbasis simulasi MCMC?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah

1. Mengetahui karakteristik data *magnitude* gempa bumi di Indonesia.
2. Mengetahui hasil estimasi parameter dari data *magnitude* gempa bumi di Indonesia menggunakan *Generalized Extreme Value* (GEV) berbasis simulasi MCMC.
3. Mengetahui hasil *return level magnitude* gempa bumi di Indonesia berdasarkan metode *Generalized Extreme Value* (GEV) berbasis simulasi MCMC.

## 1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapakan dapat memberikan manfaat kepada berbagai pihak di antaranya,

1. Memberikan gambaran terkait kejadian gempa bumi dengan *magnitude* besar pada masa mendatang.
2. Sebagai masukkan untuk pemerintah, perusahaan asuransi, dan pihak terkait dalam perencanaan manajemen risiko jangka panjang.
3. Menambah wawasan keilmuan dan bidang kebencanaan mengenai penerapan metode analisis *extreme value* untuk data bencana alam.

## 1.5 Batasan Masalah

Data yang digunakan dalam penelitian adalah data *magnitude* gempa bumi di Indonesia dari tahun 1990 sampai dengan 2021. Data diperoleh dari katalog gempa bumi *National Earthquake Information Center - United States Geological Survey*. Penelitian membahas mengenai variabel *magnitude* gempa bumi dan tidak dibahas mengenai faktor lain yang mempengaruhi *magnitude* gempa bumi.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Penelitian Terdahulu**

Penelitian mengenai *extreme value* pada kejadian gempa bumi dilakukan oleh Maruyama pada tahun 2020 dengan variabel penelitian data maksimum tahunan *magnitude* gempa bumi di Jepang tahun 1900-2019. Pada penelitian tersebut parameter diestimasi dengan metode MLE mengikuti distribusi GEV stasioner. Hasil penelitian menunjukkan nilai maksimum *magnitude* gempa bumi tahunan di Jepang mengikuti dengan distribusi GEV. Berdasarkan hasil penelitian, gempa bumi terbesar yang pernah terjadi di lepas pantai Pasifik di kawasan Tohoku pada tahun 2011 dengan kekuatan 9 *magnitude* merupakan kejadian gempa bumi yang muncul setiap 500 tahun. Pada tahun 2013, dilakukan penelitian oleh Paola, dkk. mengenai curah hujan di Bandara Der Es Salaam, Tanzania dengan variabel penelitian data curah hujan maksimum harian selama 53 tahun sejak tahun 1958 hingga tahun 2010. Dilakukan estimasi *return level* untuk periode 100 tahun pada data curah hujan ekstrem dengan MLE dan Bayesian. Hasil penelitian dengan MLE menunjukkan bahwa hasil estimasi *return level* curah hujan yang 100 tahun adalah 153,6 mm dan metode Bayesian diperoleh *return level* 161,8 mm. Metode Bayesian menghasilkan selang kepercayaan yang lebih lebar dibandingkan metode MLE. Smith (2020) membahas mengenai kejadian bencana alam seperti banjir, presipitasi, tsunami, dsb dengan distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) menggunakan simulasi Bayesian inferensi dengan pendekatan MCMC. Pada penelitian ini dilakukan estimasi nilai ekstrem dengan GEV dengan data *maximum* tahunan yang kemudian disimulasikan menggunakan Bayesian inferensi. Simulasi dilakukan menggunakan Gibbs Sampling dengan pendekatan *Markov Chain Monte Carlo*. Setelah dilakukan perbandingan antara data simulasi dan data yang diketahui. Hasil penelitian menunjukkan bahwa distribusi GEV sesuai dengan peristiwa yang berkaitan dengan iklim dan simulasikan secara lebih rinci khusus untuk besaran yang dipredksi dari peristiwa tersebut. Penelitian oleh Sanem pada tahun 2020 di Turki, mengenai gempa bumi dengan *magnitude* besar yang terjadi muncul hampir tiap 30-35 tahun di provinsi Van, Turki dengan distribusi *Genarelized Extreme Value*. Estimasi parameter dalam studi gempa bumi ini menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan Bayesian Inferensi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dengan sampel 10, 30, 500, dan 100. Hasil penelitian dengan kedua metode tersebut menunjukkan bahwa semakin banyak sampel yang digunakan akan semakin baik hasil yang diperoleh. Berdasarkan penelitian sebelumnya diperoleh kesimpulan bahwa perbandingan antara estimasi distribusi GEV dengan *Markov Chain Monte Carlo* lebih baik daripada estimasi dengan MLE.

#### **2.2 *Extreme Value Theory***

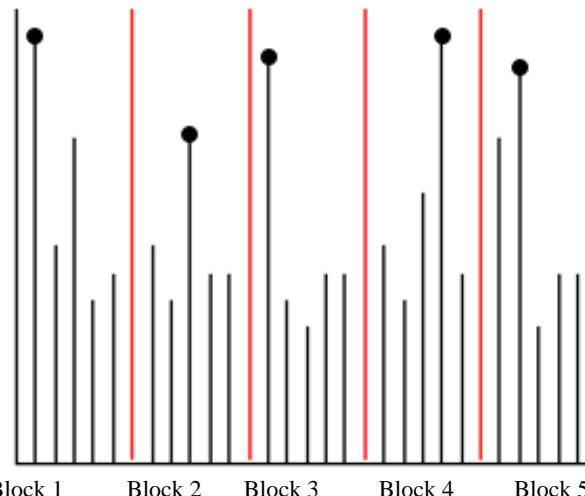
Perkembangan analisis *extreme value* dimulai dengan dilakukannya analisis data yang bernilai ekstrem di tahun 1709 saat Nicholas Bernoulli membahas rata-rata jarak terbesar dari titik asal ketika terdapat  $n$  titik terletak secara acak pada suatu garis lurus (Johnson, dkk, 1995). Teori nilai ekstrim dapat digunakan untuk menganalisis perilaku stokastik dari suatu proses yang bernilai sangat besar atau sangat kecil. Analisis nilai ekstrem berfokus pada ekor (*tail*) suatu distribusi. Penerapan analisis ekstrim banyak digunakan untuk penilaian risiko pasar keuangan, pemodelan gelombang laut, strategi manajemen, aktivitas meteorologi, ilmu pangan, dan sebagainya. Dalam estimasi nilai ekstrim, informasi yang digunakan dalam pengamatan berfokus pada kejadian ekstrim. (Johnson, dkk, 1995)

Dalam analisis nilai ekstrem terdapat pendekatan dengan distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) dan *Generalized Pareto Distribution* (GPD) (Coles, 2004). Dalam

identifikasi nilai ekstrim terdapat dua pendekatan yakni adalah *Block Maxima* (BM) dan *Peak Over Threshold* (POT). Pada metode *Block Maxima* nilai ekstrim diperoleh dari nilai maksimal pada tiap kelompok/blok observasi. Penentuan blok dalam metode BM berdasarkan periode waktu tertentu. Pendekatan ini digunakan dalam analisis *extreme value* distribusi GEV. Sedangkan *Peak Over Threshold* yang digunakan dalam pendekatan GPD menggunakan data yang berada di atas ambang batas (*threshold*). Terdapat beragam metode dalam pemilihan ambang batas pada metode POT salah satunya dengan *sample mean excess plot* (Gilli & Kellezi, 2006).

## 2.2 Block Maxima

Salah satu metode dalam analisis nilai ekstrem adalah metode *Block Maxima*. Pada metode *Block Maxima* nilai ekstrim diperoleh dengan membagi data menjadi beberapa blok periode waktu tertentu. Setelah dibagi menjadi blok dengan ukuran yang sama berikutnya menentukan nilai maksimal pada tiap blok observasi. Berikut ilustrasi untuk pemilihan sampel data dengan metode *block maxima*



**Gambar 2.1** Ilustrasi Pengambilan Sampel dengan *Block Maxima*

Pada Gambar 2.1 data dibagi menjadi 5 blok dengan masing-masing blok berisi 5 data. Setelah data dibagi menjadi beberapa blok, dilakukan pemilihan data yakni dengan memilih data yang bernilai maksimum pada masing-masing blok. Data yang bernilai maksimum pada tiap blok dipilih untuk dilanjutkan analisis berikutnya. Pada Gambar 2.1 data yang bernilai adalah maksimal yang sudah ditandai dengan lingkaran hitam. Tiap blok menunjukkan interval waktu yang ditentukan misalnya tahunan, bulanan, dan sebagainya.

## 2.3 Mann Kendal Trend Test

*Mann Kendal trend test* digunakan untuk mengidentifikasi adanya tren pada data *time series*, dengan hipotesis

$H_0: S = 0$  (Tidak terdapat pola tren pada sampel nilai ekstrem)

$H_1: S \neq 0$  (Terdapat pola tren pada sampel nilai ekstrem)

Jika diketahui data  $x_1, x_2, \dots, x_n$  dengan periode waktu  $t = 1, 2, \dots, n$  nilai statistik uji Mann Kendal dapat dihitung dengan persamaan berikut

$$Z = \begin{cases} (S - 1)/\text{Var}(S)^{0,5} & \text{untuk } S > 0 \\ 0 & \text{untuk } S = 0 \\ (S + 1)/\text{Var}(S)^{0,5} & \text{untuk } S < 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

dimana nilai  $S$  yakni

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n sgn(x_j - x_k) \quad (2.2)$$

dan nilai  $sgn$  diperoleh dari persamaan

$$sgn(x_j - x_k) = \begin{cases} 1, & \text{untuk } x_j - x_k > 0 \\ 0, & \text{untuk } x_j - x_k = 0 \\ -1, & \text{untuk } x_j - x_k < 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

dengan memberikan nilai -1, 0, atau 1 berdasarkan  $(x_j - x_k)$  untuk  $j > k$ , dengan  $j = t + 1$  hingga  $n$  dan  $k = 1$  hingga  $n - 1$ . Dengan nilai  $Var(S)$  mengikuti persamaan

$$Var(S) = \frac{1}{18} \left[ n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^g q_i(q_i-1)(2q_i+5) \right] \quad (2.4)$$

dimana  $g$  adalah jumlah kelompok data,  $q_i$  merupakan jumlah data pada kelompok ke- $i$ . Jika  $|Z| > Z_{\alpha/2}$  atau  $p-value < \alpha$  maka keputusan tolak  $H_0$  (Rahmayani & Sutikno, 2019).

## 2.4 Generalized Extreme Value

Diketahui  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$  merupakan variabel acak dari suatu distribusi dan diperoleh dengan nilai maksimal tiap periode pengamatan yakni,

$$M_n = \max\{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\} \quad (2.5)$$

Pada *extreme value theory* digunakan asumsi dengan  $M_n$  yang bernilai besar dengan  $n \rightarrow \infty$ . Terdapat tiga tipe distribusi *extreme value* yakni tipe I, II, dan III. Ketiga tipe tersebut dikenal dengan Gumbel, Fréchet, dan Weibull. Jika diketahui barisan dari konstanta  $\{a_n > 0\}$  dan  $\{b_n\}$  bilangan riil adalah

$$\Pr\{(M_n - b_n)/a_n \leq x\} \rightarrow G(x) \quad (2.6)$$

dengan  $n \rightarrow \infty$ . Dimana  $G$  adalah *non-degenerate distribution* yang merupakan distribusi yang memiliki lebih dari 1 parameter, dengan mengikuti salah satu tipe distribusi berikut.

$$\text{I : } G(x) = \exp\left\{-\exp\left[-\left(\frac{x-b}{a}\right)\right]\right\}, \quad -\infty < x < \infty \quad (2.7)$$

$$\text{II : } G(x) = \begin{cases} 0, & x \leq b, \\ \exp\left\{-\left(\frac{x-b}{a}\right)^{-\alpha}\right\}, & x > b; \end{cases} \quad (2.8)$$

$$\text{III : } G(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\left[\left(\frac{x-b}{a}\right)^{-\alpha}\right]\right\}, & x < b, \\ 1, & x \geq b; \end{cases} \quad (2.9)$$

dengan parameter  $a > 0$ ,  $b$  bilangan riil, pada distribusi tipe II dan III  $\alpha > 0$ .

Ketiga parameter model tersebut memiliki kelemahan yakni pada pemilihan tipe yang paling sesuai. Dalam menyelesaikan permasalahan tersebut dikembangkan analisis yang merupakan kombinasi dari ketiganya yang disebut dengan distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) dengan fungsi distribusi sebagai berikut

$$G(x) = \exp\left\{-\left[1 + \xi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right]^{-1/\xi}\right\} \quad (2.10)$$

dengan  $1 + \frac{\xi(x-\mu)}{\sigma} > 0$ , dimana  $-\infty < \mu < \infty$ ;  $\sigma > 0$ ;  $-\infty < \xi < \infty$ . Ketiga parameter tersebut yakni

$\mu = \text{location parameter}$

$\sigma = \text{scale parameter}$

$\xi = \text{shape parameter}$

*Shape parameter* pada tiap tipe distribusi yakni,  $\xi = 0$  untuk distribusi tipe I,  $\xi > 0$  untuk distribusi tipe II, dan  $\xi < 0$  untuk distribusi tipe III.

Pada kejadian mengenai lingkungan keadaan tidak stasioner banyak ditemukan. Hal tersebut bisa dikarenakan adanya efek musiman, pola iklim, atau perubahan iklim jangka panjang (Coles, 2004). Parameter dari fungsi distribusi non-stasioner adalah *time-dependent* dengan persamaan sebagai berikut.

$$G(x) = \exp \left\{ - \left[ 1 + \xi(t) \left( \frac{-\mu(t)}{\sigma(t)} \right) \right]^{-1/\xi(t)} \right\} \quad (2.11)$$

dengan  $1 + \frac{\xi(x-\mu(t))}{\sigma(t)} > 0$ , distribusi GEV non stasioner diasumsikan bervariasi terhadap waktu (Galiatsatou & Iliadis, 2022).

## 2.5 Estimasi Parameter

### 2.5.1 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Merupakan metode untuk mengestimasi parameter model yang mudah beradaptasi dengan perubahan model (Coles, 2004). Estimasi parameter dengan metode MLE dilakukan dengan memaksimumkan fungsi likelihood, dengan langkah sebagai berikut:

1. Menentukan fungsi *likelihood* dari distribusi GEV.

$$\begin{aligned} L(\mu, \sigma, \xi | x_1, x_2, \dots x_n) &= \prod_{i=1}^n f(x_i) \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}-1} \exp \left( -1 \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}} \right) \\ &= \frac{1}{\sigma} \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}-1} \exp \left( -1 \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}} \right) \end{aligned} \quad (2.12)$$

2. Membuat fungsi *ln-likelihood*

$$\begin{aligned} \ln L(\mu, \sigma, \xi | x_1, x_2, \dots x_n) &= -n \ln(\sigma) - \left( \frac{1}{\xi} + 1 \right) \sum_{i=1}^n \ln \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right] - \sum_{i=1}^n \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}} \end{aligned} \quad (2.13)$$

3. Memaksimumkan fungsi *likelihood* dengan menurunkan *ln-likelihood* untuk masing-masing parameter

- a. Turunan pertama dari fungsi *ln-likelihood* untuk parameter lokasi

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\mu)}{\partial \mu} &= 0 \\ &= \left( \frac{1 + \xi}{\sigma} \right) \sum_{i=1}^n \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1} - \frac{1}{\sigma} \sum_{i=1}^n \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}-1} \end{aligned} \quad (2.14)$$

- b. Turunan pertama dari *ln-likelihood* untuk parameter skala

$$\frac{\partial \ln L(\sigma)}{\partial \sigma} = 0$$

$$= -\frac{n}{\sigma} + (1 + \xi) \sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma^2} \right) \left( 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right)^{-1} - \frac{1}{\sigma} \sum_{i=1}^n \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{\frac{1}{\xi} - 1} \quad (2.15)$$

c. Turunan pertama *ln-likelihood* untuk parameter bentuk

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\xi)}{\partial \xi} &= 0 \\ &= -\frac{1}{\xi^2} \sum_{i=1}^n \ln \left( 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right) - \left( \frac{1}{\xi} + 1 \right) \sum_{i=1}^n \left( 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right) \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) - \sum_{i=1}^n \left( 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right)^{\frac{1}{\xi}} \sum_{i=1}^n \left[ \frac{1}{\xi^2} \sum_{i=1}^n \ln \left( 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right) - \frac{1}{\xi} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)}{1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)} \right) \right] \end{aligned} \quad (2.16)$$

Jika hasil estimasi parameter dengan MLE tidak *closed form*, maka diperlukan analisis numerik lebih lanjut dengan metode Newton Raphson (Situmorang, dkk, 2018). Pada metode Newton Raphson digunakan turunan pertama dari fungsi *ln likelihood* fungsi GEV terhadap masing-masing parameternya. Berikut persamaan Newton Raphson

$$\hat{\theta}_{i+1} = \hat{\theta}_i - g(\hat{\theta}_i)H^{-1}(\hat{\theta}_i) \quad (2.17)$$

dimana  $g(\theta_i)$  merupakan vektor gradien berukuran  $1 \times p$  dimana  $p$  adalah jumlah parameter

$$g(\theta) = \left[ \frac{\partial \ln L(\mu)}{\partial \mu} \quad \frac{\partial \ln L(\sigma)}{\partial \sigma} \quad \frac{\partial \ln L(\xi)}{\partial \xi} \right] \quad (2.18)$$

dengan  $H(\theta)$  merupakan matriks Hessian berukuran  $p \times p$  yang berisi turunan kedua terhadap masing-masing parameternya.

$$H(\theta) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\mu)}{\partial \mu^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\mu)}{\partial \mu \partial \sigma} & \frac{\partial^2 \ln L(\mu)}{\partial \mu \partial \xi} \\ \frac{\partial^2 \ln L(\sigma)}{\partial \sigma \partial \mu} & \frac{\partial^2 \ln L(\sigma)}{\partial \sigma^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\sigma)}{\partial \sigma \partial \xi} \\ \frac{\partial^2 \ln L(\xi)}{\partial \xi \partial \mu} & \frac{\partial^2 \ln L(\xi)}{\partial \xi \partial \sigma} & \frac{\partial^2 \ln L(\xi)}{\partial \xi^2} \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Iterasi Newton Raphson memiliki nilai awal  $\theta_0$  yang merupakan vektor yang elemennya berisi  $\hat{\mu}_0$ ,  $\hat{\sigma}_0$ , dan  $\hat{\xi}_0$ . Nilai estimasi awal disubstitusikan pada vektor gradien dan matriks Hessian. Iterasi berhenti apabila persamaan  $2.17 |\hat{\theta}_{n+1} - \hat{\theta}_n| < \varepsilon$  dimana  $\varepsilon$  merupakan bilangan yang sangat kecil (Sari & Sutikno, 2013).

## 2.5.2 Analisis Bayesian

Statistika inferensia dengan pendekatan Bayesian merupakan proses pengambilan keputusan berdasarkan informasi baru dari data yang diamati dan pengetahuan sebelumnya. Pada pendekatan Bayesian diasumsikan parameter  $\theta$  adalah sebagai variabel random yang disebut dengan distribusi prior. Menurut Abdullah M. N, dkk secara umum terdapat empat macam distribusi prior.

1. *Conjugate prior* dan *non conjugate prior*, dimana penentuan prior berdasarkan pola *likelihood* data.

2. *Informative prior* dan *non informative prior*, penentuan *prior* yang berdasarkan pada ada atau tidaknya informasi mengenai pola distribusi data dari penelitian sebelumnya.
3. *Proper prior* dan *improper prior*, penentuan *prior* berdasarkan pada densitas pada tiap titik, apakah terdistribusi secara uniform atau tidak.
4. *Pseudo prior*, penentuan *prior* yang pemberian nilainya didasarkan pada hasil elaborasi cara *frequentist*.

Pendekatan Bayesian menggunakan informasi yang diperoleh dari penggabungan dari fungsi *likelihood* yang diperoleh dari informasi dari data yang diamati  $y$  dan informasi dari distribusi prior. Berikut merupakan teorema Bayes

$$f(\theta|y) = \frac{f(\theta)f(y|\theta)}{\int_{\Theta} f(\theta)f(y|\theta)d\theta} \quad (2.20)$$

dimana,

$f(y|\theta)$  = fungsi *likelihood*

$f(\theta|y)$  = distribusi posterior

$f(\theta)$  = distribusi prior.

Sebagai informasi awal distribusi prior yang digunakan adalah *pseudo prior*. Dalam model yang lebih kompleks parameter  $\theta$  dapat menyebabkan permasalahan pada integrasi yang rumit. Untuk mengatasi permasalahan tersebut dapat dilakukan simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (Coles, 2004). Rantai markov merupakan proses stokastik pada  $\{\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(T)}\}$  dengan

$$f(\theta^{(t+1)}|\theta^{(t)}, \dots, \theta^{(1)}) = f(\theta^{(t+1)}|\theta^{(t)}) \quad (2.21)$$

dimana nilai  $\theta^{(t+1)}$  ditentukan berdasarkan pada nilai  $\theta^{(t)}$ . Untuk membangkitkan distribusi posterior dimulai dengan menentukan initial value  $\theta^{(0)}$ , kemudian membangkitkan nilai  $T$  hingga hasil uji diagnostik konvergen. Jika masih belum konvergen maka data yang dibangkitkan dapat ditambah. Beberapa hasil iterasi pada bagian awal mengalami “*burn-in period*” yakni sampel yang tereliminasi untuk menghindari pengaruh *initial value*. Monte Carlo merupakan metode simulasi berdasarkan sampel acak dari suatu distribusi. Dengan membangkitkan sampel  $\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(t)}$  dari distribusi posterior  $f(\theta|y)$ . Kemudian dihitung rata-rata sampel dari setiap fungsi dari parameter yang diinginkan  $G(\theta)$  dengan,

$$\hat{I} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T G(\theta^{(t)}) \quad (2.22)$$

Simulasi digunakan untuk estimasi dan menggambarkan distribusi posterior dari  $G(\theta)$  itu sendiri dengan esimasi dari nilai  $G(\theta^{(1)}), G(\theta^{(2)}), \dots, G(\theta^{(T)})$  (Ntzoufras, 1973). Simulasi MCMC dilakukan dengan membangkitkan variabel acak berdasarkan rantai Gibbs Sampling yang merupakan salah satu teknik yang digunakan dalam simulasi MCMC untuk menghasilkan variabel acak dari suatu distribusi tertentu tanpa harus mengetahui fungsi densitasnya. Dengan mensimulasikan sampel yang cukup besar, karakteristik dari fungsi densitas dapat diperoleh (Casella & George, 1992). Dengan vektor parameter model  $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)$  dan  $p(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p|y)$  densitas distribusi posterior. Maka, dengan nilai initial  $(\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)})$  dimana  $p(\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)}) > 0$ . Implementasi dari iterasi Gibbs sampler mengikuti langkah berikut,

$\theta_1^{(1)}$  dari  $p(\theta_1|\theta_2^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)}, y)$ ,

$\theta_2^{(1)}$  dari  $p(\theta_2 | \theta_1^{(1)}, \theta_3^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)}, y)$ ,  
 $\theta_3^{(1)}$  dari  $p(\theta_3 | \theta_1^{(1)}, \theta_2^{(1)}, \theta_4^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)}, y)$ ,  
 $\vdots$   
 $\theta_p^{(1)}$  dari  $p(\theta_p | \theta_1^{(1)}, \dots, \theta_{p-1}^{(1)}, y)$ ,  
 $\theta_1^{(2)}$  dari  $p(\theta_1 | \theta_2^{(1)}, \dots, \theta_p^{(1)}, y)$ ,  
 $\vdots$   
 dan seterusnya.

Periode awal dimana sampel bergantung pada nilai awal,  $(\theta_1^{(i)}, \theta_2^{(i)}, \dots, \theta_p^{(i)})$  untuk  $i$  bernilai besar, dianggap sebagai sampel dari distribusi posterior yang dinormalisasi dengan densitas

$$p(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p | y) / \int p((\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p | y) d\theta_1 \dots d\theta_p \quad (2.23)$$

(Sorensen & Gianola, 2002)

## 2.6 Uji Kesesuaian Distribusi

Uji *Kolmogorov-Smirnov* merupakan salah satu uji yang digunakan untuk mengetahui apakah sampel dari sebuah distribusi yang tidak diketahui mengikuti suatu fungsi distribusi tertentu. Berikut hipotesis dari uji *Kolmogorov-Smirnov*.

$H_0$ : Data mengikuti suatu distribusi teoritis tertentu  $F_0(x)$

$H_1$ : Data tidak mengikuti suatu distribusi teoritis tertentu  $F_0(x)$   
dengan statistik uji

$$D = \max_{1 \leq i \leq N} \left( F(X_i) - \frac{i-1}{N}, \frac{i}{N} - F(X_i) \right) \quad (2.24)$$

Dimana,

$N$  = banyak data

$i$  = urutan data

$F(X_i)$  = fungsi distribusi kumulatif

Keputusan diambil dengan membandingkan  $D$  dengan  $d$  tabel *Kolmogorov-Smirnov*. Jika  $D > d$  maka keputusan tolak  $H_0$  (Oktaviana & Irhamah, 2021).

## 2.7 Deviance Information Criterion (DIC)

DIC merupakan metode pemilihan model pengembangan dari AIC yang banyak digunakan untuk model yang lebih kompleks.

$$DIC = D(\bar{\theta}) + 2p_D \quad (2.25)$$

$$= \bar{D} + p_D \quad (2.26)$$

Keterangan :

$D(\bar{\theta})$  = nilai ekspektasi deviance posterior

$\bar{D}$  = nilai ekspektasi deviance atas posterior

$p_D = \bar{D} - D(\bar{\theta})$

dimana  $\bar{D} = E_{\theta|x}[D]$  dan deviance didefinisikan dengan  $D(\bar{\theta}) = E_{\theta|x}[\theta]$  (Seenoi, 2020).

Metode DIC memiliki kemiripan perhitungan dengan AIC karena pada kedua metode tersebut prior dianggap sama. AIC dan DIC merupakan metode pemilihan model dengan menggabungkan ukuran kesesuaian dan ukuran kompleksitas model yang keduanya berdasarkan deviance. AIC merupakan metode berdasarkan MLE dan DIC merupakan berdasarkan rata-rata posterior. Pendugaan model terbaik ditentukan dengan model yang memiliki nilai DIC terkecil (Meyer, 2016).

## 2.8 Return Level

*Return level* merupakan nilai maksimum diharapkan dicapai dalam jangka waktu tertentu. *Return level* untuk GEV stasioner dinyatakan oleh persamaan

$$z_p = \begin{cases} \mu - \frac{\sigma}{\xi} [1 - \{-\log(1-p)\}^{-\xi}], & \xi \neq 0, \\ \mu - \sigma \log\{-\log(1-p)\}, & \xi = 0; \end{cases} \quad (2.27)$$

Sedangkan persamaan *return level* untuk GEV non-stasioner dinyatakan dengan persamaan

$$z_p = \begin{cases} \mu(t) - \frac{\sigma(t)}{\xi(t)} [1 - \{-\log(1-p)\}^{-\xi(t)}], & \xi(t) \neq 0, \\ \mu(t) - \sigma(t) \log\{-\log(1-p)\}, & \xi(t) = 0; \end{cases} \quad (2.28)$$

dimana  $z_p$  adalah *return level* dan  $p$  adalah probabilitas tercapainya  $z_p$  (Coles, 2004; Galiatsatou & Iliadis, 2022).

## 2.9 Gempa Bumi di Indonesia

Indonesia merupakan pertemuan tiga lempeng utama dunia yakni lempeng Eurasia, lempeng Indo-Australia, lempeng laut Filipina dan lempeng Pasifik. Selain lempeng utama Indonesia juga merupakan tempat pertemuan beberapa kecil lain atau yang dikenal dengan *microblocks* yakni Burma, Sunda, Laut Banda, Laut Maluku, Timor, Kepala Burung, Maoke, dan Woodlark. Pertemuan antar lempeng berpotensi menyebabkan adanya interaksi antar lempeng sehingga terjadi aktivitas kegempaan. Kekuatan guncangan tanah akibat aktivitas kegempaan diukur dengan skala pengukuran *magnitude*.

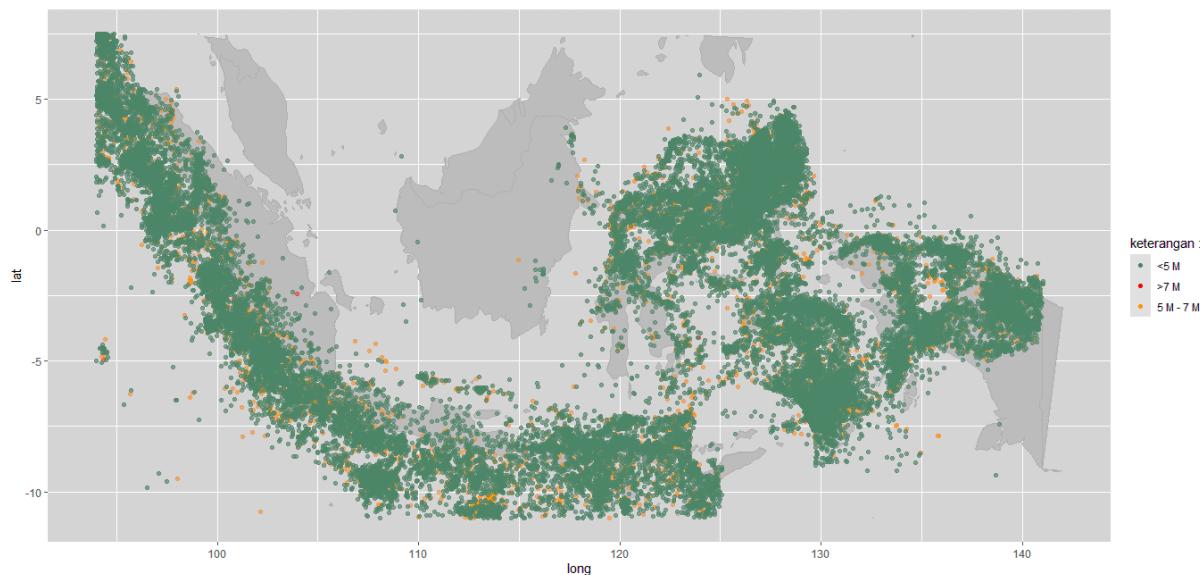
Data kejadian gempa bumi memiliki berbagai tipe skala *magnitude*. Pada mulanya skala gempa bumi dikembangkan oleh Charles Richter untuk mengukur gempa bumi di selatan California yang dekat stasiun seismograf. Skala ini dikenal dengan skala richter atau  $M_L$  (*richter local magnitude*). Skala  $M_L$  merupakan skala pengukuran *magnitude* gempa bumi berdasarkan amplitudo maksimum pada seismogram. Skala ini tidak lagi digunakan secara luas karena dihitung dengan instrumen modern yang sesuai. Untuk menjangkau daerah yang lebih luas, dikembangkan skala pengukuran lain yang dapat mendeteksi gempa untuk jarak yang lebih luas yakni  $m_b$  (*body wave magnitude*) dan  $M_S$  (*surface wave magnitude*). Skala  $m_b$  merupakan skala pengukuran gempa bumi berdasarkan amplitudo gelombang yang tiba pertama pada periode 1 detik saat kejadian. Skala  $M_S$  merupakan skala pengukuran magnitude berdasarkan amplitudo gelombang permukaan Rayleigh pada periode mendekati 20 detik. Skala  $M_S$  sering digunakan dalam pengukuran gempa bermagnitudo besar. Ketiga skala tersebut memiliki keterbatasan, oleh sebab itu dikembangkan skala  $M_w$  (*moment magnitude*) (U.S. Geological Survey, 2022).

Skala  $M_w$  (*moment magnitude*) yang dikonversi dengan persamaan konversi yang merupakan hasil studi hubungan antar *magnitude* yang diadaptasi untuk analisis seismisitas di Indonesia. Berikut merupakan tabel konversi satuan *magnitude* gempa untuk aktivitas gempa bumi di wilayah Indonesia.

Tabel 2.1 Konversi Satuan *Magnitude*

Skala <i>magnitude</i>	Persamaan Konversi	Range Data
$M_s$	$M_w = 0,6016M_s + 2,476$	$2,8 \leq M_s \leq 6,1$
	$M_w = 0,69239M_s + 0,5671$	$6,2 \leq M_s \leq 8,7$
$m_b$	$M_w = 1,0107m_b + 0,0801$	$3,7 \leq m_b \leq 8,2$
$M_L$	$M_w = M_L$	$3,0 \leq M_L \leq 5,8$

Skala  $M_w$  merupakan skala yang saat ini paling banyak digunakan. Skala  $M_w$  menggunakan lebih banyak variabel dalam pengukurannya serta dapat mendeteksi gempa bumi yang memiliki *magnitude* besar (Pusat Studi Gempa Nasional, 2017).



Gambar 2.2 Peta Gempa Bumi di Indonesia sejak Tahun 1990-2021

Di Indonesia sumber gempa bumi banyak disebabkan karena adanya pertemuan antar lempeng aktif yang disebut dengan zona subduksi atau zona tumbukan serta adanya sisa energi dari proses tumbukan antar lempeng yang menimbulkan adanya sesar. Di bagian barat, terdapat adanya zona sesar, yang dikenal dengan sesar Sumatera yang membelah pegunungan Bukit Barisan mulai Selat Sunda sampai Aceh dan Laut Andaman. Sesar Sumatera merupakan tipe sesar mendatar *dextral* yakni tipe sesar bergerak ke arah kanan. Sesar Sumatera bergerak hampir konstan 15 mm tiap tahunnya. Sepanjang pulau Sumatera dan Jawa merupakan pertemuan antara lempeng Indo-Australia dan lempeng Eurasia yang merupakan zona subduksi yang juga dikenal dengan *megathrust*. Berdasarkan data historis gempa besar di Sumatera banyak yang diakibatkan oleh *megathrust*. Di bagian timur Indonesia merupakan pertemuan tiga lempeng bumi yakni lempeng Indo-Australia, lempeng Pasifik, dan lempeng Eurasia yang dikenal dengan *triple function*. Di Jawa banyak ditemukan sesar aktif dengan mayoritas tipe sesar geser dan sesar naik yang menunjukkan adanya bukti pergerakan dan berpotensi adanya aktivitas kegempaan pada beberapa sesar. Di Sulawesi tersusun dari struktur geologi aktif yang bergerak dengan kecepatan yang bervariasi. Mayoritas gempa terjadi di bagian utara Sulawesi yang merupakan zona subduksi dengan pergeseran 42-50 mm per tahun. Pada kawasan laut Maluku terdapat zona tumbukan busur dan busur antara dua subduksi yang saling berhadapan. Kawasan tersebut terletak pada zona interaksi antar beberapa lempeng yakni lempeng Pasifik, lempeng Filipina, lempeng Eurasia, dan lempeng Australia. Hal tersebut menyebabkan kondisi tektonik kawasan Maluku menjadi kompleks dengan tingkat seismisitas yang sangat tinggi. Di Papua terdapat beberapa zona sesar dan zona subduksi. Aktivitas kegempaan banyak terkait dengan aktivitas zona subduksi *Trough Manokwari* dan aktivitas palung di zona subduksi New Guinea. Secara geologi Kalimantan tersusun dari batuan dasar yang merupakan asal benua, samudera, dan transisi. Pulau Kalimantan merupakan kawasan yang jauh dari zona subduksi yang menyebabkan Kalimantan menjadi satu-satunya daerah yang relatif paling aman dari gempa. Terdapat tiga zona sesar yang telah diidentifikasi di pulau Kalimantan yakni sesar Tarakan,

sesar Mangkalihat, dan sesar Meratus yang berpotensi menimbulkan gempa (Natawidjaja, 2021; Pusat Studi Gempa Nasional, 2017).

Beberapa gempa berkekuatan besar pernah terjadi di Indonesia di antaranya di barat Sumatera pada tahun 2004 mengakibatkan gempa di Aceh sebesar  $9,2 M_w$  yang berdampak pada 14 negara, kematian 220.000 lebih jiwa, 1.500.000 lebih penduduk kehilangan tempat tinggal, serta kerugian ekonomi mencapai 10 miliar US Dollar. Pada tahun 2005, di Nias pernah terjadi gempa yang berkekuatan  $8,7 M_w$ , di Bengkulu pada tahun 2007 sebesar  $8,5 M_w$ , dan di Mentawai pada tahun 2010 sebesar  $7,8 M_w$ . Di bagian selatan Jawa gempa pernah terjadi di Pacitan pada tahun 1994 sebesar  $7,8 M_w$  dan pada tahun 2006 di Yogyakarta sebesar  $6,3 M_w$ . Dari data tersebut menunjukkan bahwa bagian selatan Jawa dapat menghasilkan aktivitas kegempaan dengan kelas *magnitude* hingga  $7 M_w$ . Zona subduksi di bagian sekitar Halmahera dan bagian utara Sulawesi menghasilkan gempa berkekuatan  $7,1 M_w$  di Sangihe pada tahun 2014. Dampak yang diakibatkan oleh aktivitas gempa bumi tersebut di antaranya, kehilangan jiwa serta kerugian material. Sepanjang tahun 2004 hingga 2010 kerugian yang disebabkan oleh aktivitas gempa bumi besarnya mulai dari 39 juta US Dollar hingga 4,7 miliar US Dollar (Pusat Studi Gempa Nasional, 2017).

## **BAB III**

## **METODOLOGI**

### **3.1 Sumber Data**

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data gempa bumi di Indonesia tahun 1990-2021. Data diperoleh dari katalog gempa bumi *National Earthquake Information Center - United States Geological Survey*. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *magnitude* gempa bumi.

### **3.2 Variabel Penelitian**

Berikut adalah variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini yang ditunjukkan Tabel 3.1.

**Tabel 3.1 Variabel Penelitian**

Variabel	Definisi	Skala
X	<i>Magnitude</i> gempa bumi di Indonesia	Rasio

Struktur data pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.2

**Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian**

Tahun	<i>Magnitude</i>
1990	X <sub>1</sub>
1990	X <sub>2</sub>
1990	X <sub>3</sub>
:	:
1990	X <sub>11</sub>
1990	X <sub>12</sub>
1991	X <sub>13</sub>
:	:
2021	X <sub>n</sub>

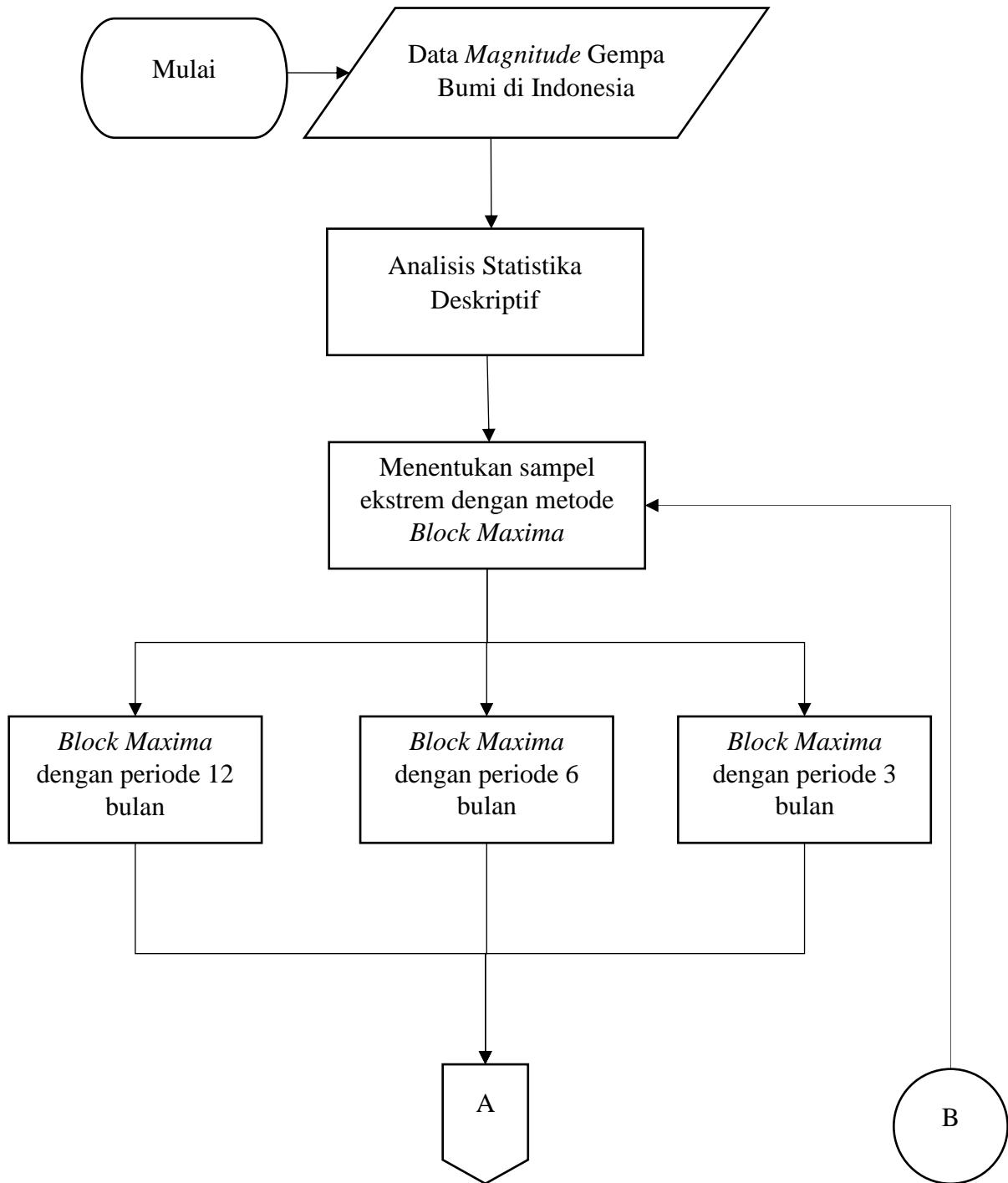
### **3.3 Langkah Analisis**

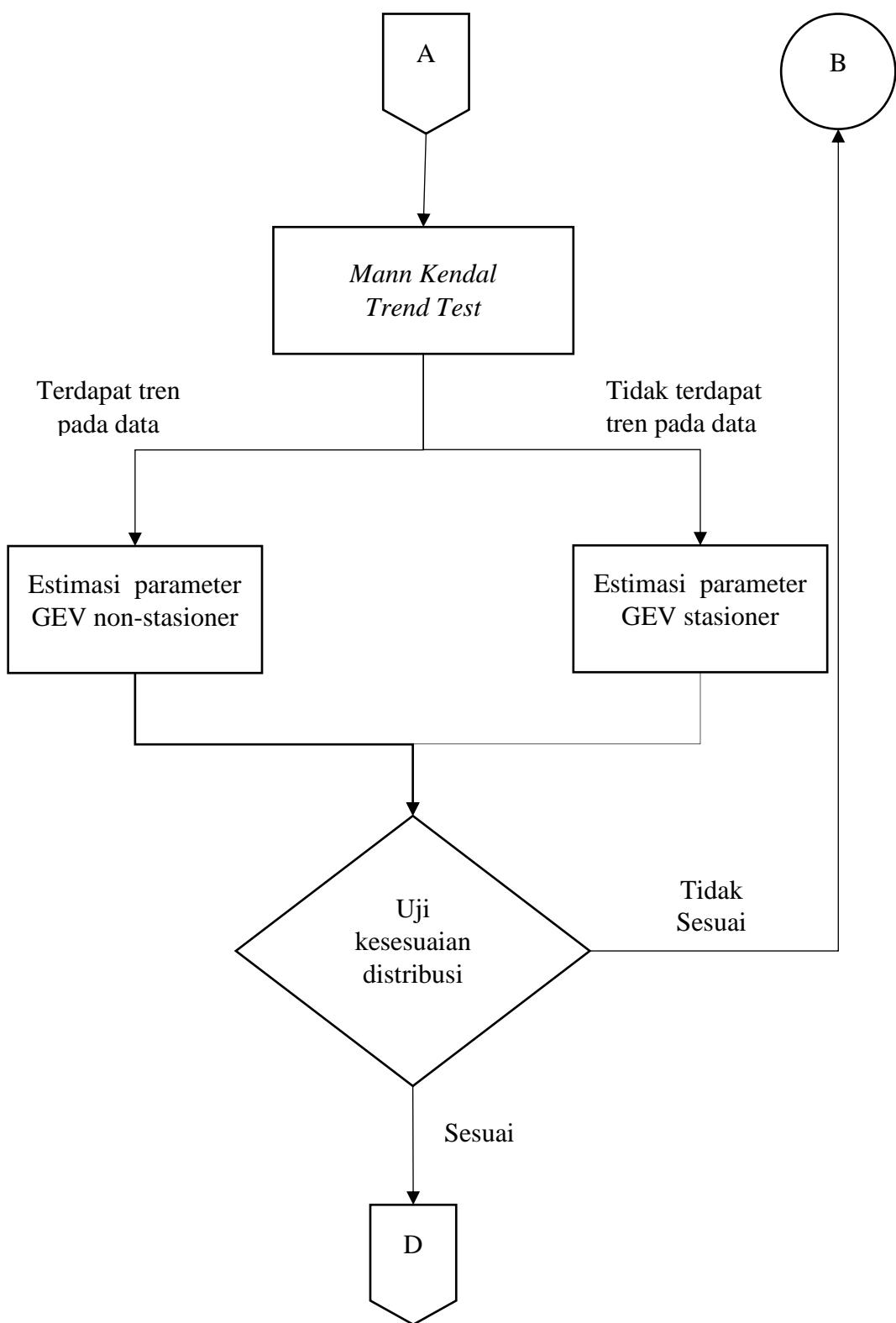
Langkah yang dilakukan dalam analisis ini adalah sebagai berikut:

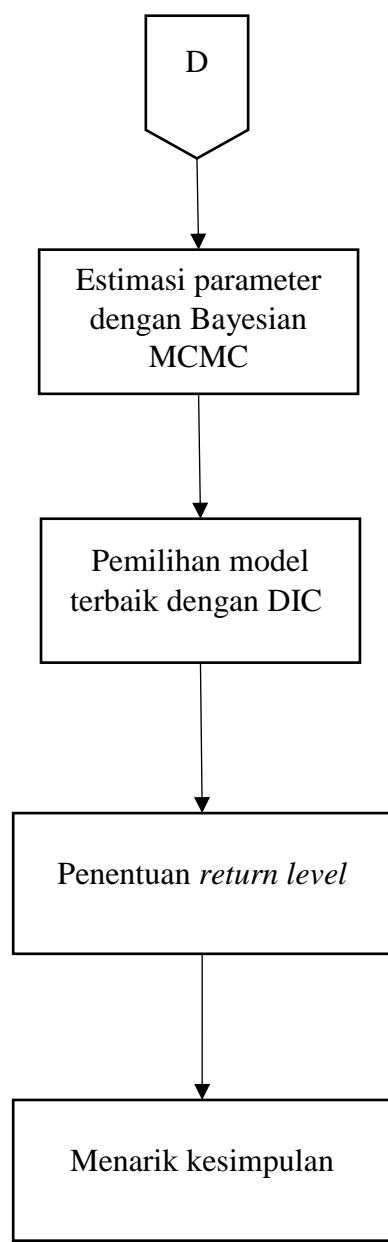
1. Melakukan pengumpulan data
2. Melakukan data *pre processing*
3. Melakukan analisis statistika deskriptif
4. Membagi data dalam menjadi beberapa blok. Dalam penelitian ini terdapat 3 periode waktu dengan masing-masing periode yakni 12 bulan, 6 bulan, dan 3 bulan. Data dibagi menjadi 32 blok dengan masing-masing blok berisi data *magnitude* gempa bumi selama 12 bulan. Data dibagi menjadi 64 blok untuk dengan masing-masing blok berisi data data *magnitude* gempa bumi selama 6 bulan. Serta data dibagi menjadi 128 blok dengan masing-masing blok berisi data data *magnitude* gempa bumi selama 3 bulan.
5. Memilih sampel nilai ekstrem berdasarkan *magnitude* gempa bumi terbesar pada tiap blok untuk masing-masing periode.
6. Melakukan uji stasioneritas data dengan *Mann Kendal trend test*.
7. Melakukan estimasi parameter GEV stasioner jika data tidak terdapat tren. Jika terdapat tren pada data dilakukan estimasi parameter GEV non-stasioner.
8. Uji kesesuaian distribusi dengan uji *Kolmogorov Smirnov*. Jika uji kesesuaian distribusi tidak terpenuhi dapat dilakukan pemilihan data ekstrem maksimum ulang.
9. Melakukan estimasi parameter GEV menggunakan Bayesian dengan MCMC.

10. Menentukan model terbaik dengan DIC
11. Menentukan *return level* dengan persamaan *return level* untuk GEV stasioner
12. Menarik kesimpulan

Diagram alir pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1







**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian

## BAB IV

### HASIL DAN ANALISIS

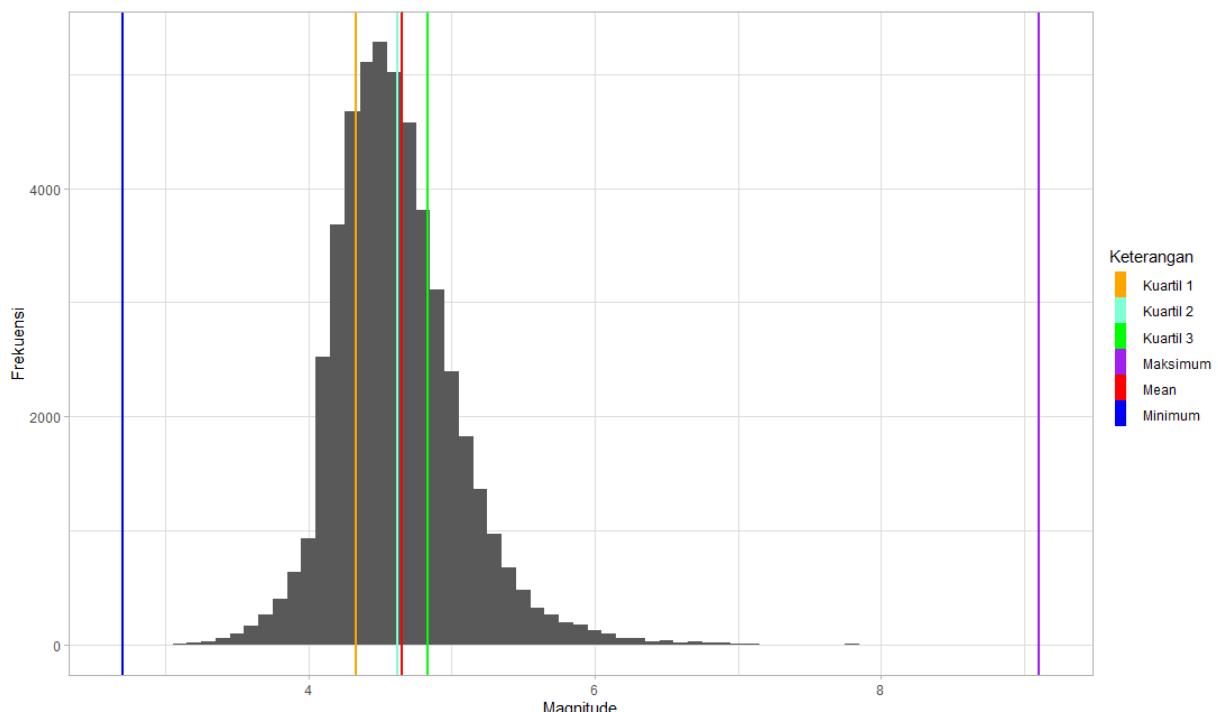
#### 4.1 Karakteristik Data *Magnitude* Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia

Data gempa bumi memiliki berbagai tipe skala *magnitude* yakni, skala richter atau  $M_L$  (*richter local magnitude*),  $m_b$  (*body wave magnitude*) dan  $M_s$  (*surface wave magnitude*). Oleh sebab itu dilakukan *preprocessing* data dengan melakukan konversi skala dengan persamaan pada Tabel 2.1. Dalam penelitian ini, satuan dari beragam tipe *magnitude* dikonversi menjadi *moment magnitude* atau yang sering disebut dengan *magnitude*. Statistika deskriptif dari data *magnitude* gempa bumi tahun 1990-2021 dapat dilihat pada Tabel 4.1 berikut.

**Tabel 4.1** Statistika Deskriptif *Magnitude* Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia

Magnitude Gempa Bumi	
Minimum	2,700
Kuartil 1	4,325
Median	4,628
Rata-rata	4,644
Kuartil 3	4,830
Maksimum	9,100

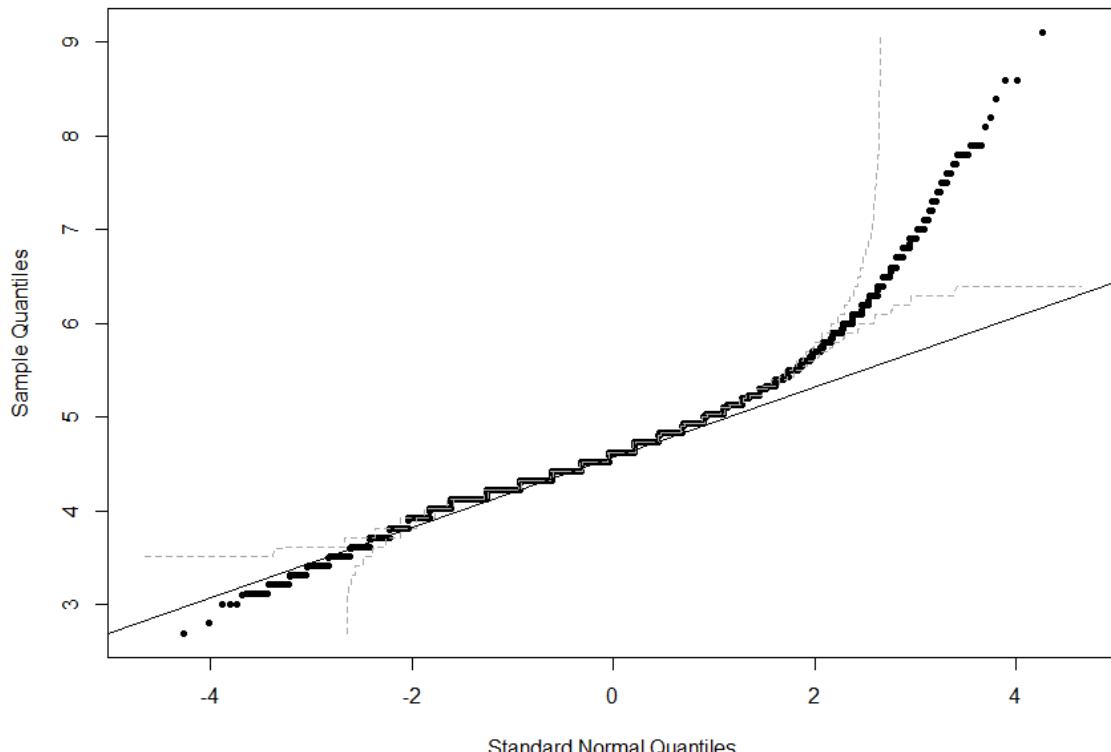
Berdasarkan Tabel 4.1 rata-rata gempa bumi yang terjadi sebesar 4,644 *magnitude* dengan gempa minimum 2,7 *magnitude* dan maksimum 9,1 *magnitude*. Nilai kuartil 3 *magnitude* gempa bumi sebesar 4,83 dengan nilai maksimum *magnitude* gempa bumi sebesar 9,1 terdapat perbedaan yang cukup jauh di antara keduanya yang menunjukkan adanya indikasi data ekstrem. Identifikasi adanya nilai ekstrem dapat dilakukan secara visual melalui histogram pada Gambar 4.1 berikut



**Gambar 4.1** Histogram *Magnitude* Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia

Berdasarkan informasi yang diperoleh dari histogram Gambar 4.1 dapat diidentifikasi adanya pola data *heavy tail* pada data *magnitude* gempa bumi. Pola data *heavy tail* merupakan pola yang menunjukkan bahwa frekuensi gempa bumi memiliki ekor distribusi yang turun lambat. Dari histogram Gambar 4.1 menunjukkan adanya perbedaan nilai yang jauh antara kuartil 3 dan nilai maksimum gempa bumi. Secara visual dengan histogram menunjukkan adanya nilai ekstrem pada data *magnitude* gempa bumi tahun 1990-2021 di Indonesia.

Selain identifikasi melalui histogram, dilakukan pengujian normalitas data dengan *normal probability plot* dan uji kesesuaian distribusi *Kolmogorov Smirnov* dengan distribusi normal sebagai distribusi teoritis.



**Gambar 4.2** Normal Probability Plot Magnitude Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia

Garis linear pada *normal probability plot* Gambar 4.2 menunjukkan distribusi teoritis. Distribusi teoritis pada uji normalitas yakni distribusi normal. Titik-titik berwarna hitam menunjukkan data. Pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa titik-titik berwarna hitam tidak mengikuti garis linier. Hal tersebut menunjukkan bahwa data *magnitude* gempa bumi tidak berdistribusi normal. Dilakukan uji kesesuaian distribusi untuk mengetahui normalitas data dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Data ekstrem *magnitude* gempa bumi mengikuti distribusi normal

$H_1$  : Data ekstrem *magnitude* gempa bumi tidak mengikuti distribusi normal

Dari hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* diperoleh hasil  $p - value$  bernilai 0 dan  $D_{hitung}$  0,9990. Dengan sampel sebanyak 49.642 maka nilai  $D_{tabel}$  0,0061. Berdasarkan hasil uji *Kolmogorov-Smirnov*  $p - value < 0.05$  atau  $D_{hitung} > D_{0.05}$  maka keputusan yang diperoleh adalah tolak  $H_0$  sehingga data *magnitude* gempa bumi di Indonesia antara tahun 1990 sampai 2021 tidak berdistribusi normal.

## 4.2 Pemilihan Nilai Ekstrem dengan *Block Maxima*

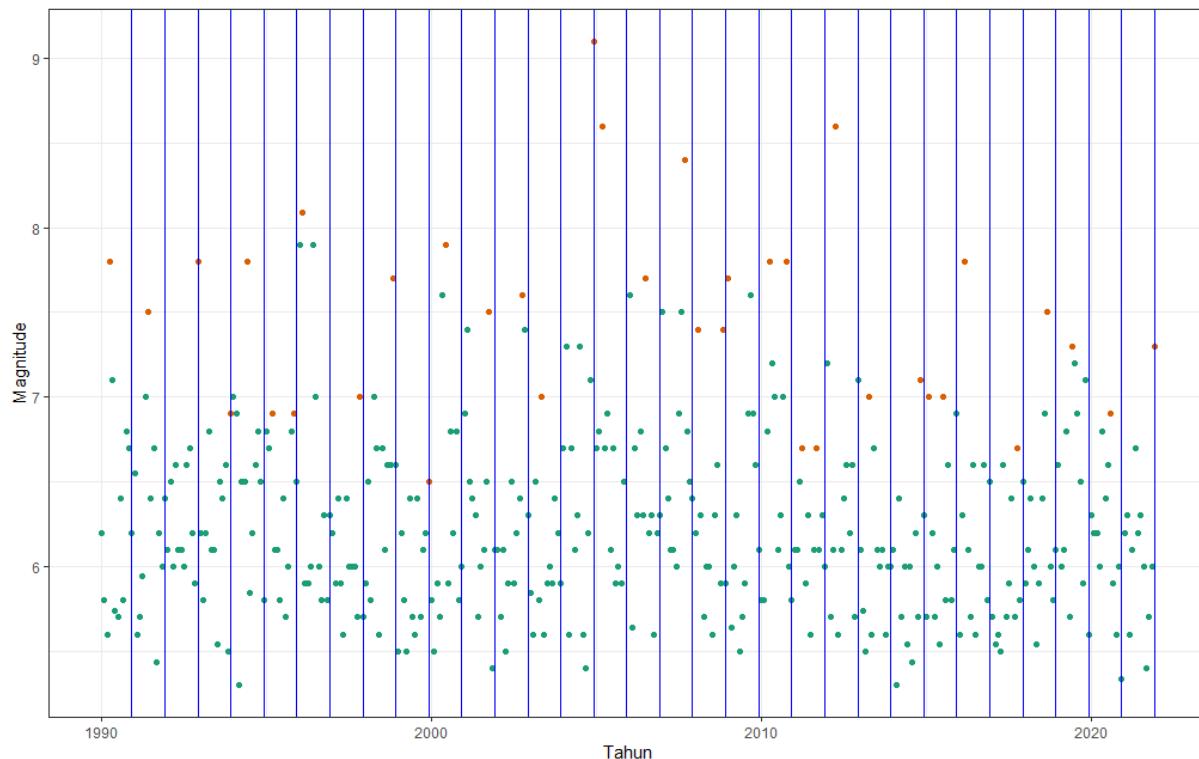
Pendekatan dengan metode *Block Maxima* dilakukan untuk pemilihan nilai ekstrem *magnitude* gempa bumi. Pada penelitian ini digunakan metode *Block Maxima* dengan periode 12 bulan, 6 bulan, dan 3 bulan untuk tiap blok. Pemilihan data dengan *Block Maxima* dilakukan dengan langkah pengambilan sampel data sebagai berikut:

1. Membagi data menjadi beberapa blok.

Pada penelitian ini data dibagi menjadi 32 blok dengan masing-masing blok berisi data gempa bumi maksimum untuk 12 bulan untuk model pertama, 64 blok dengan masing-masing blok berisi data gempa bumi maksimum untuk 6 bulan untuk model kedua dan 128 blok dengan masing-masing blok berisi data gempa bumi maksimum untuk 3 bulan untuk model ketiga.

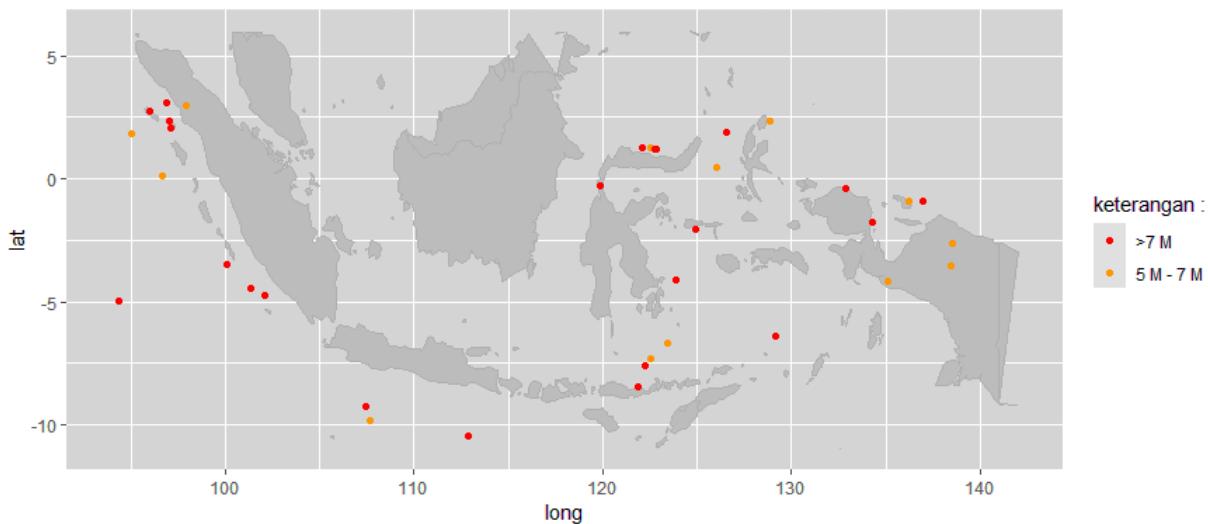
2. Menentukan nilai maksimal pada masing-masing blok.

Dibawah ini merupakan pemilihan nilai ekstrem berdasarkan metode *Block Maxima* dimana garis biru merupakan tanda pemisah antar blok, data berwarna hijau merupakan data maksimum bulanan, dan data bertanda merah merupakan nilai maksimum pada tiap blok. Pengambilan sampel data ekstrem *magnitude* gempa bumi menjadi 32 blok dengan masing-masing blok terdapat 12 data maksimum bulanan yang ditampilkan pada Gambar 4.3 berikut :



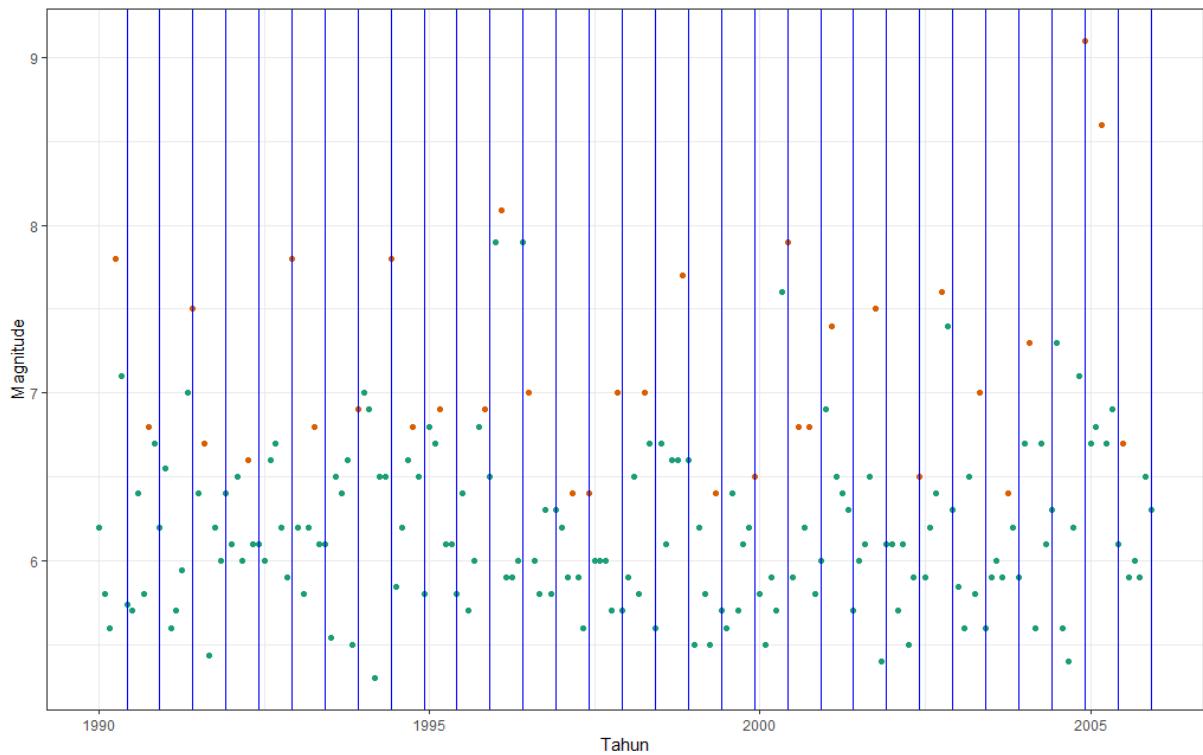
**Gambar 4.3** Scatter Plot Pemilihan Data Nilai Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 dengan *Block Maxima* Periode 12 Bulan

Diperoleh 32 sampel data ekstrem *magnitude* gempa bumi dengan data yang diperoleh pada Lampiran 2. Berikut merupakan peta lokasi kejadian gempa bumi dari sampel data gempa bumi yang bernilai ekstrem berdasarkan pemilihan sampel untuk model pertama, nilai maksimum untuk periode setiap 12 bulan. Data nilai maksimum *magnitude* gempa bumi untuk periode 12 bulan memiliki nilai rata-rata 7,47 *magnitude* dengan median 7,5 *magnitude*. Nilai minimum pada data maksimum *magnitude* gempa bumi untuk periode 12 bulan yakni 6,5 *magnitude*.



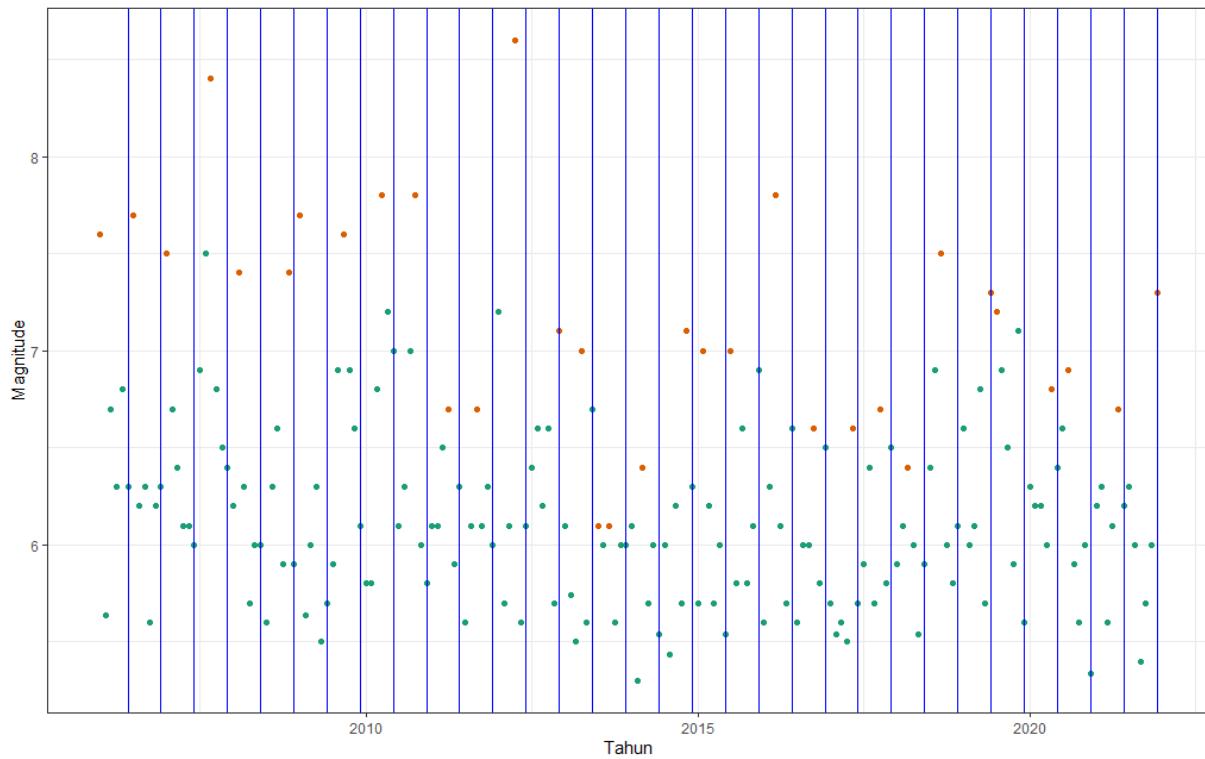
**Gambar 4.4** Peta Lokasi Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 Berdasarkan Pemilihan Data Nilai Ekstrem dengan *Block Maxima* Periode 12 Bulan

Berikut merupakan ilustrasi pengambilan sampel *Block Maxima* dengan periode 6 bulan, dengan membagi data menjadi 64 blok data *magnitude* gempa bumi



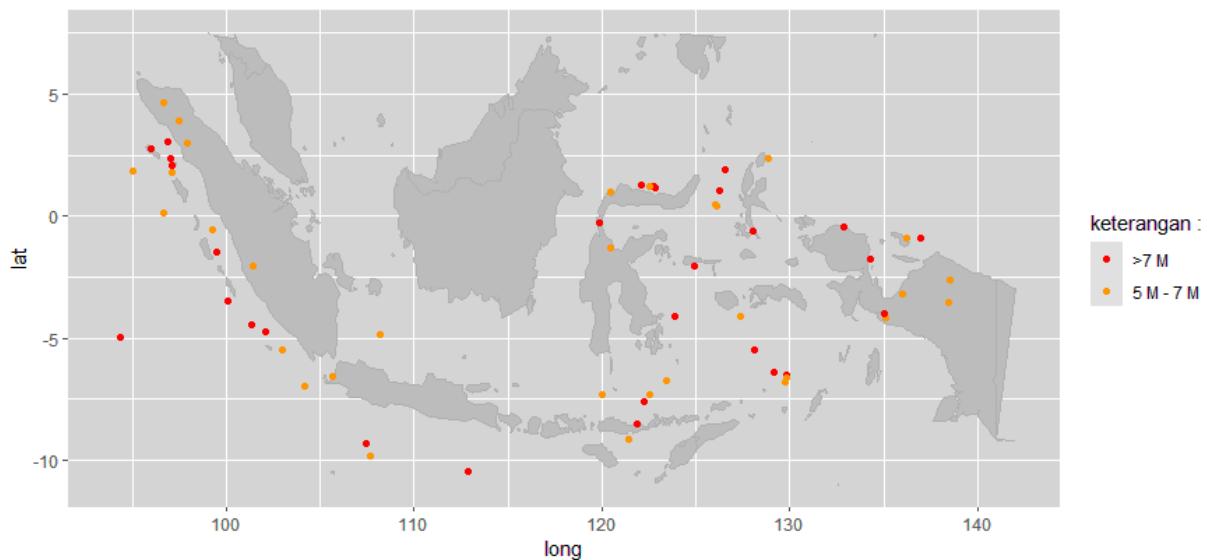
**Gambar 4.5** Scatter Plot Pemilihan Data Nilai Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2006 dengan *Block Maxima* Periode 6 Bulan

Dengan membagi data menjadi 64 blok dengan masing-masing blok terdiri dari data selama 6 bulan nilai ekstrem diambil dari kejadian gempa bumi dengan *magnitude* terbesar dalam 6 bulan dengan ilustrasi *scatter plot* pada Gambar 4.5 dan Gambar 4.6. Diperoleh 64 sampel data ekstrem *magnitude* gempa bumi dengan data yang diperoleh pada Lampiran 3. Dari 64 sampel data nilai maksimum *magnitude* gempa bumi untuk periode 6 bulan memiliki nilai rata-rata 7,18 *magnitude* dan diperoleh median data 7 *magnitude*. Pada data maksimum *magnitude* gempa bumi untuk periode 6 bulan memiliki nilai minimum sebesar 6,1 *magnitude*.



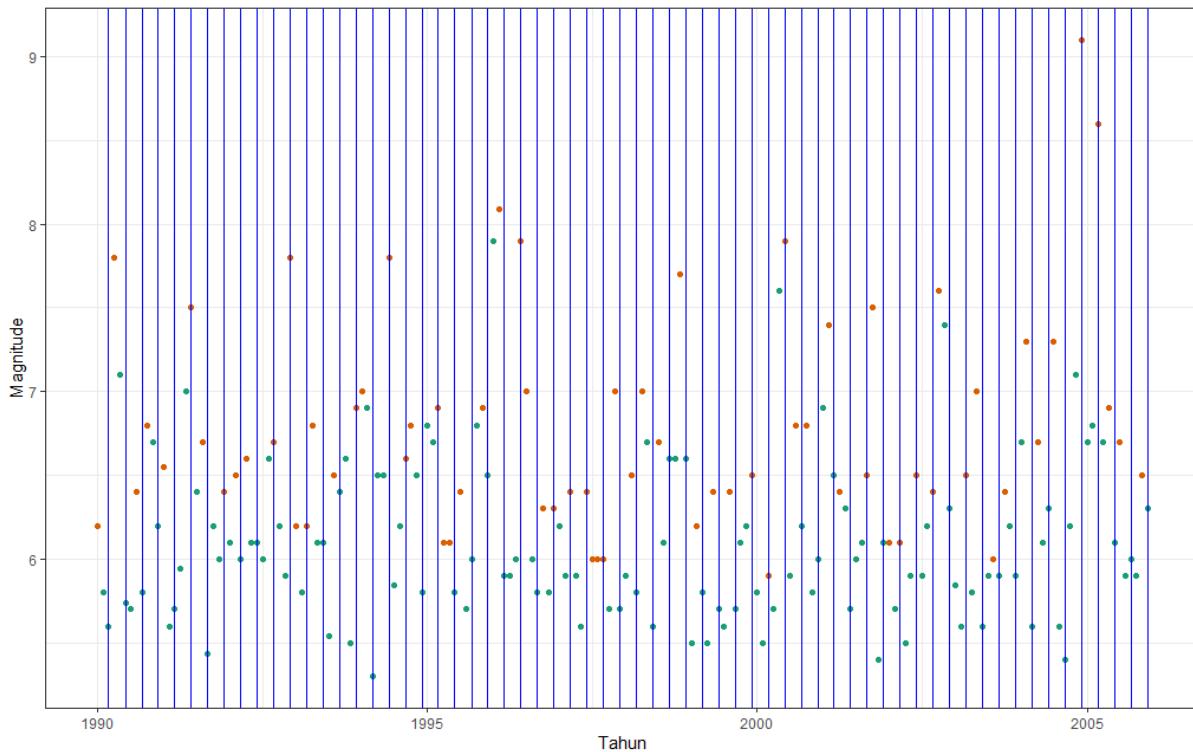
**Gambar 4.6** Scatter Plot Pemilihan Data Nilai Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Tahun 2007-2021 dengan *Block Maxima* Periode 6 Bulan

Berikut merupakan peta lokasi kejadian gempa bumi dari sampel data yang gempa bumi yang bernilai ekstrem berdasarkan pemilihan sampel untuk model pertama, nilai maksimum untuk periode setiap 6 bulan.

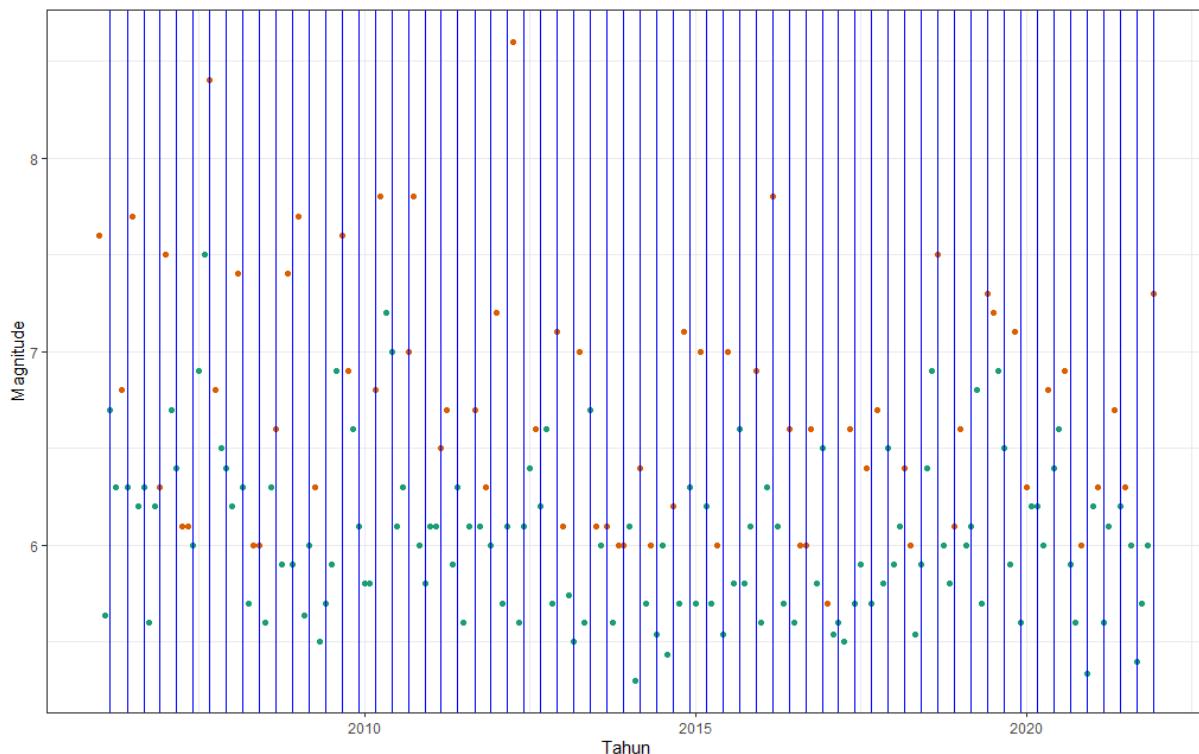


**Gambar 4.7** Peta Lokasi Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 Berdasarkan Pemilihan Data Nilai Ekstrem dengan *Block Maxima* Periode 6 Bulan

Pemilihan data nilai ekstrem untuk model ketiga dilakukan dengan metode *Block Maxima* untuk periode 3 bulan. Data dibagi menjadi 128 blok, dengan ilustrasi pada Gambar 4.8 dan Gambar 4.9, berikut.



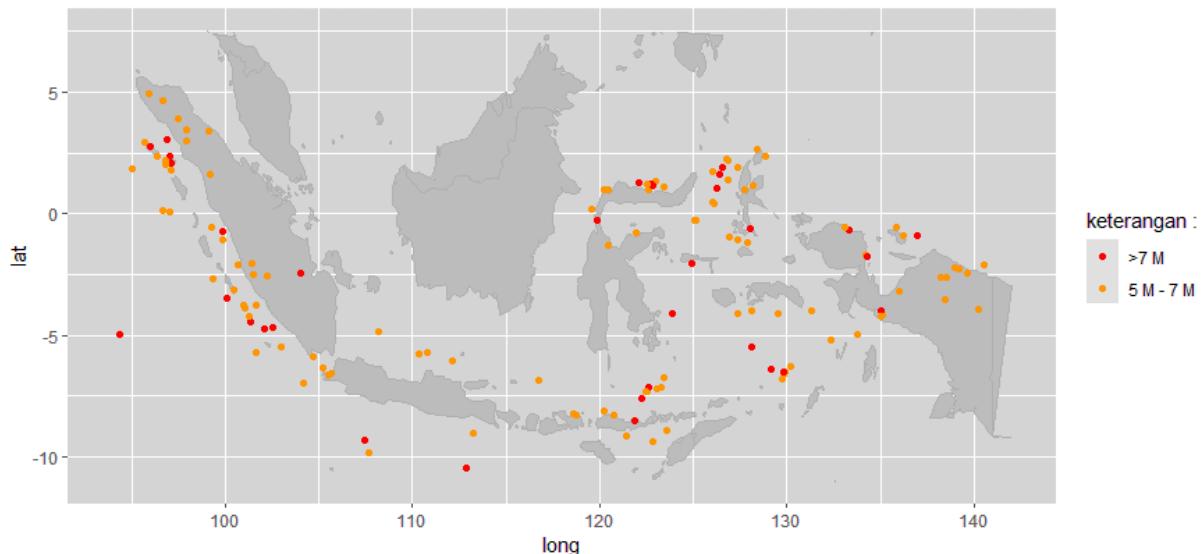
**Gambar 4.8** Scatter Plot Pemilihan Data Nilai Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2005 dengan *Block Maxima* Periode 3 Bulan



**Gambar 4.9** Scatter Plot Pemilihan Data Nilai Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Tahun 2006-2021 dengan *Block Maxima* Periode 3 Bulan

Diperoleh 128 sampel data ekstrem *magnitude* gempa bumi pada Lampiran 4. Dari 128 sampel data nilai maksimum *magnitude* gempa bumi yang diperoleh memiliki nilai rata-rata 6,77 *magnitude* dan diperoleh median data 6,7 *magnitude*. Pada data maksimum *magnitude* gempa

bumi untuk periode 3 bulan memiliki nilai minimum sebesar 5,7 *magnitude*. Berikut pada Gambar 4.10 merupakan peta lokasi kejadian gempa bumi dari sampel data yang gempa bumi yang bernilai ekstrem berdasarkan pemilihan sampel untuk model pertama, nilai maksimum untuk periode setiap 3 bulan.



**Gambar 4.10** Peta Lokasi Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990-2021 Berdasarkan Pemilihan Data Nilai Ekstrem dengan *Block Maxima* Periode 3 Bulan

Berdasarkan peta lokasi gempa bumi di Indonesia pada Tahun 1990-2021 gempa bumi banyak terjadi di sepanjang pulau Sumatera, Jawa, Sulawesi hingga Papua. Hal tersebut dikarenakan adanya aktivitas zona subduksi yang menyebabkan terjadinya gempa bumi di kawasan tersebut. Pulau Kalimantan selama tahun 1990-2021 tidak pernah mengalami gempa yang berskala besar. Hal tersebut dikarenakan Kalimantan tersusun atas batuan dasar yang merupakan asal benua yang menyebabkan gempa relatif jarang terjadi.

#### 4.3 Uji Stasioneritas Data

Sebelum dilakukan analisis nilai ekstrem perlu diketahui ada atau tidaknya tren pada data gempa *magnitude* gempa bumi. Pada data yang terdapat pola tren, sifat distribusi akan bervariasi sesuai dengan waktu. Pengecekan stasioneritas pada data ekstrem dapat dilakukan dengan *Mann Kendall Trend Test* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: S = 0$  (Tidak terdapat pola tren pada data ekstrem *magnitude* gempa bumi)

$H_1: S \neq 0$  (Terdapat pola tren pada data ekstrem *magnitude* gempa bumi)

Tabel berikut menunjukkan hasil pengujian stasioneritas pada data *magnitude* gempa bumi.

**Tabel 4.2** Hasil *Mann Kendall Trend Test*

Periode	Z <sub>hitung</sub>	P-Value	Keputusan
<b>12 Bulan</b>	-1,0270	0,3044	Gagal Tolak $H_0$
<b>6 Bulan</b>	-0,5113	0,6091	Gagal Tolak $H_0$
<b>3 Bulan</b>	0,5697	0,5689	Gagal Tolak $H_0$

Dari hasil uji yang diperoleh pada Tabel 4.2 untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi pada masing-masing periode, periode 12 bulan, 6 bulan dan 3 bulan memiliki nilai *p-value* > *alpha* ( $\alpha$ ) dan  $|Z| < Z_{\alpha/2}$  sehingga tidak terdapat pola tren pada sampel data *magnitude* gempa bumi ekstrem di Indonesia untuk masing-masing periode, yakni periode 12 bulan, 6 bulan, dan 3 bulan. Berdasarkan hasil tersebut, maka digunakan analisis dengan Distribusi *Generalized*

*Extreme Value* (GEV) untuk data ekstrem yang stasioner atau tidak memiliki pola tren dalam penelitian ini.

#### 4.4 Estimasi Parameter *Generalized Extreme Value* (GEV)

Data *magnitude* gempa bumi ekstrem yang digunakan untuk estimasi parameter GEV sebanyak 32 sampel nilai ekstrem untuk data maksimum periode 12 bulan, 64 sampel nilai ekstrem untuk pemilihan data maksimum periode 6 bulan, serta 128 sampel nilai ekstrem untuk data maksimum periode 3 bulan. Estimasi dilakukan dengan *software RStudio* menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Diperoleh hasil estimasi parameter GEV terdiri Tabel 4.3

**Tabel 4.3** Hasil Estimasi Parameter GEV dengan MLE

Periode	Keterangan	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}$	$\hat{\xi}$
12 Bulan	Parameter	7,2593	0,5144	-0,0860
	SE	0,1036	0,0750	0,1419
	CI	[7,0562;7,4623]	[0,3674;0,6614]	[-0,3641;0,1921]
6 Bulan	Parameter	6,9230	0,4938	-0,0288
	SE	0,0704	0,0514	0,1009
	CI	[6,7850;7,0610]	[0,3930;0,5945]	[-0,2266;0,1699]
3 Bulan	Parameter	6,5301	0,4855	0,0227
	SE	0,0490	0,0362	0,0723
	CI	[6,4340;6,6261]	[0,4145;0,5565]	[-0,1190;0,1644]

Dari hasil estimasi dengan MLE fungsi distribusi kumulatif dari distribusi GEV untuk 32 sampel nilai ekstrem untuk data maksimum pada periode 12 bulan dengan yakni seperti pada persamaan berikut.

$$G(x) = \exp \left\{ - \left[ 1 - 0,0860 \left( \frac{x - 7,2593}{0,5144} \right) \right]^{1/0,0860} \right\} \quad (4.1)$$

Berikutnya merupakan fungsi distribusi kumulatif dari 64 sampel nilai ekstrem. Data berdasarkan pemilihan sampel data maksimum tiap 6 bulan dengan fungsi distribusi kumulatif berikut.

$$G(x) = \exp \left\{ - \left[ 1 - 0,0288 \left( \frac{x - 6,9230}{0,4938} \right) \right]^{1/0,088} \right\} \quad (4.2)$$

Selanjutnya merupakan fungsi distribusi kumulatif dari 128 sampel nilai ekstrem *magnitude* gempa bumi untuk pemilihan data maksimum tiap 3 bulan dengan fungsi distribusi kumulatif berikut.

$$G(x) = \exp \left\{ - \left[ 1 + 0,0227 \left( \frac{x - 6,5301}{0,4855} \right) \right]^{-1/0,0227} \right\} \quad (4.3)$$

#### 4.5 Uji Kesesuaian Distribusi

Uji kesesuaian distribusi digunakan untuk mengetahui apakah data pada sampel nilai ekstrem *magnitude* gempa bumi pada masing-masing periode pemilihan data maksimum berdasarkan data maksimum periode 12 bulan, 6 bulan, dan 3 bulan telah mengikuti distribusi teoritis yang diharapkan yakni distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV). Untuk data sampel nilai ekstrem *magnitude* gempa bumi, dilakukan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis pengujian sebagai berikut:

$H_0$  : Data ekstrem *magnitude* gempa bumi mengikuti suatu distribusi GEV

$H_1$  : Data ekstrem *magnitude* gempa bumi tidak mengikuti suatu distribusi GEV

Dari hasil uji diperoleh hasil uji pada Tabel 4.4

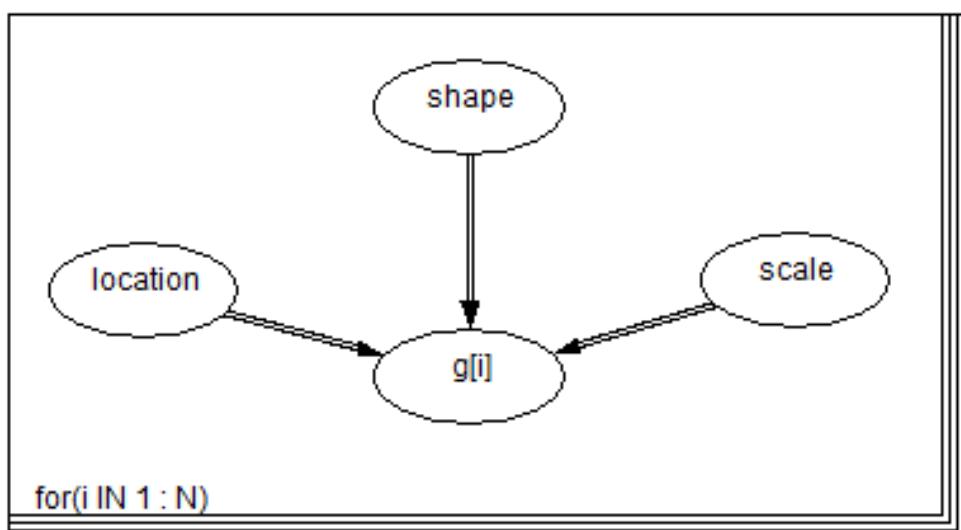
**Tabel 4.4** Hasil Uji *Kolmogorov Smirnov*

Periode	D <sub>hitung</sub>	P-Value	Keputusan
<b>12 Bulan</b>	0,1181	0,7632	Gagal Tolak $H_0$
<b>6 Bulan</b>	0,0904	0,6714	Gagal Tolak $H_0$
<b>3 Bulan</b>	0,0515	0,8858	Gagal Tolak $H_0$

Berdasarkan Tabel 4.4 diperoleh keputusan Gagal Tolak  $H_0$  untuk ketiga periode pemilihan data maksimum. Hal tersebut menunjukkan bahwa data ekstrem *magnitude* gempa bumi periode maksimum dengan periode 12 bulan, 6 bulan, dan 3 bulan mengikuti distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV).

#### 4.6 Analisis *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* (MCMC)

Prior yang digunakan *pseudo prior* yang diperoleh dari estimasi menggunakan metode sebelumnya, metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Analisis *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dilakukan dengan menggunakan *software OpenBugs*. Untuk memvisualisasikan hubungan antar parameter pada model digunakan *Directed Acyclic Graph* (DAG). DAG dapat dilihat pada Gambar 4.4 berikut :



**Gambar 4.11** DAG Data *Magnitude* Gempa Bumi Tahun 1990-2021 di Indonesia

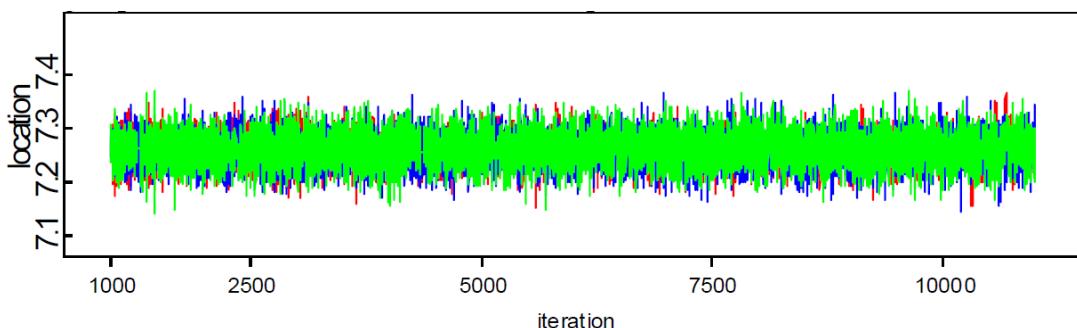
Pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa  $g$  merupakan data gempa bumi ekstrem sebanyak  $i$  dengan  $n$  adalah 32 untuk data *magnitude* gempa bumi maksimal 12 bulan, 64 untuk data *magnitude* gempa bumi maksimal 6 bulan, dan 128 untuk data *magnitude* gempa bumi maksimal 3 bulan. Nilai *magnitude* gempa bumi ekstrem,  $g[i]$  berdistribusi GEV dengan parameter *location* ( $\mu$ ), parameter *scale* ( $\sigma$ ), dan parameter *shape* ( $\xi$ ).

Analisis Bayesian MCMC dapat dilanjutkan jika *time series plot* dari distribusi posterior yang dihasilkan adalah stasioner dan parameter yang dihasilkan sudah konvergen. Saat dilakukan simulasi MCMC nilai akan stasioner, untuk nilai awal dan rantai yang tidak stasioner tidak digunakan yang disebut dengan “*burn in*”. Diagnosis awal dilakukan dengan menebak simulasi yang mencukupi untuk dikatakan stasioner. Meningkatkan jumlah iterasi dapat dilakukan untuk mencapai konvergensi apabila belum tercapai. Konvergen menunjukkan apakah sebuah algoritma telah mencapai distribusi target. Jika sudah mencapai distribusi target, maka sampel yang dihasilkan berasal dari distribusi target yang benar. Pengecekan konvergensi penting dilakukan untuk menghasilkan distribusi posterior. Pada penelitian ini digunakan *chain*

sebanyak 3 dengan *update* awal sebanyak 1000 iterasi kemudian dilanjutkan dengan *update* sebanyak 10.000 iterasi.

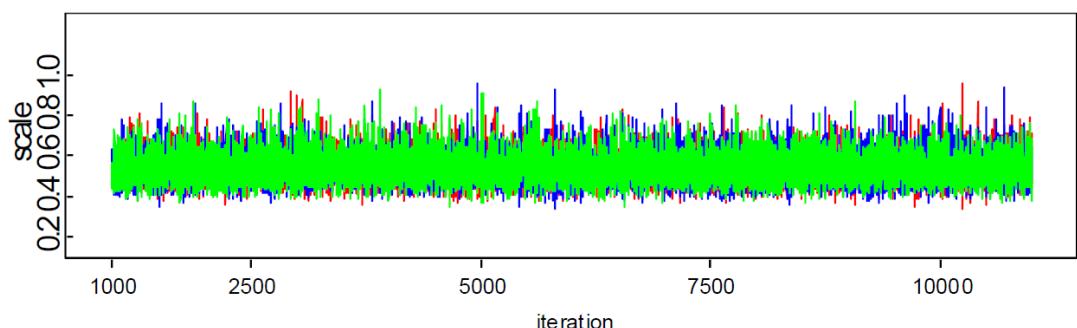
Terdapat berbagai metode untuk mengecek stasioneritas data. Menurut Lunn, dkk untuk mendeteksi stasioneritas secara visual dapat dengan *plot history chain* dari Gibbs Sampling. Dari *history chain* yang memiliki beberapa ciri *output*, rantai Markov yang konvergen di antaranya rantai yang menyebar secara acak dan stabil, serta rantai yang menyerupai ulat bulu besar. Untuk *history chain* rantai Markov yang tidak stabil dan menyerupai ular memiliki kemungkinan konvergen, namun mengandung autokorelasi. Diperlukan lebih banyak iterasi untuk data yang mengandung autokorelasi.

Berikut merupakan *history chain* masing-masing parameter dari data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan pada Gambar 4.12, Gambar 4.13, dan Gambar 4.14 berikut.



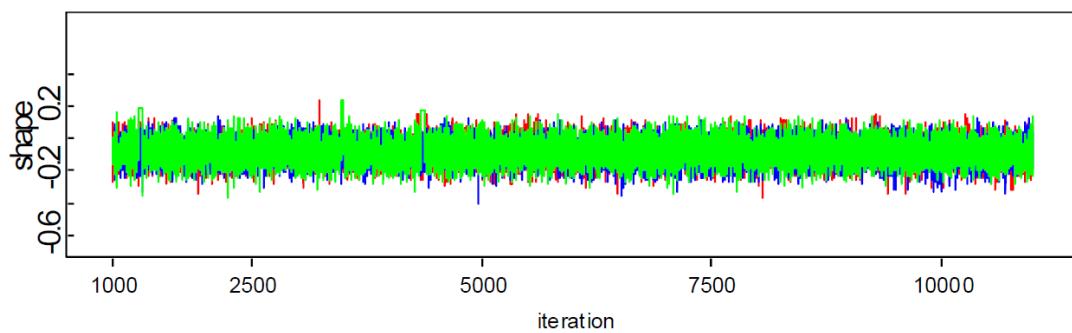
**Gambar 4.12** Time Series dari History Chain Data Ekstrem Magnitude Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter Parameter Location

Pada plot *history chain* Gambar 4.12 parameter *location* data ekstrem memiliki rantai yang saling tumpang tindih dan menyebar secara acak dan stabil pada parameter *location* di antara 7,2 dan 7,3 yang menunjukkan bahwa konvergensi parameter *location* untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 12 bulan sudah konvergen.



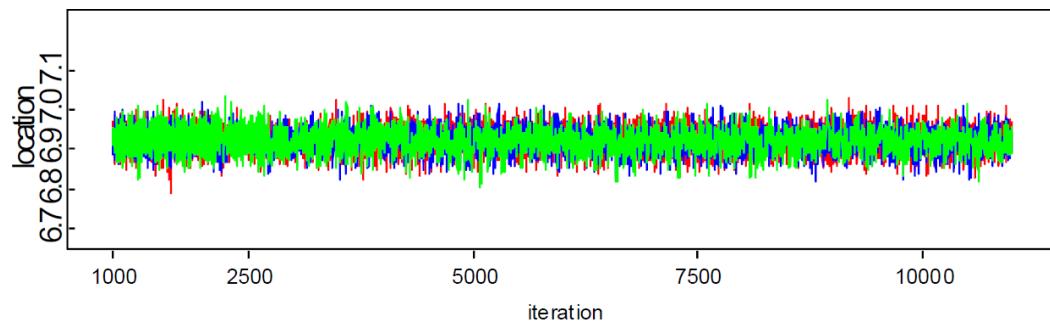
**Gambar 4.13** Time Series dari History Chain Data Ekstrem Magnitude Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter Parameter Scale

Pada Gambar 4.13 plot *time series* dari *history chain* parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan memiliki rantai yang menyebar secara acak dan stabil serta saling menumpuk di antara sumbu vertikal yang menunjukkan parameter *scale* di antara 0,4 dan 0,6 yang menunjukkan bahwa parameter *scale* sudah konvergen. Berdasarkan Gambar 4.14 ketiga *history chain* yang di plot dari iterasi *Gibbs* dari parameter *shape* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan memiliki rantai yang saling tumpang tindih dan menyebar secara acak dan stabil pada nilai sumbu vertikal di antara 0,1 dan -0,2. Hal tersebut menunjukkan bahwa parameter *shape* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan konvergen.



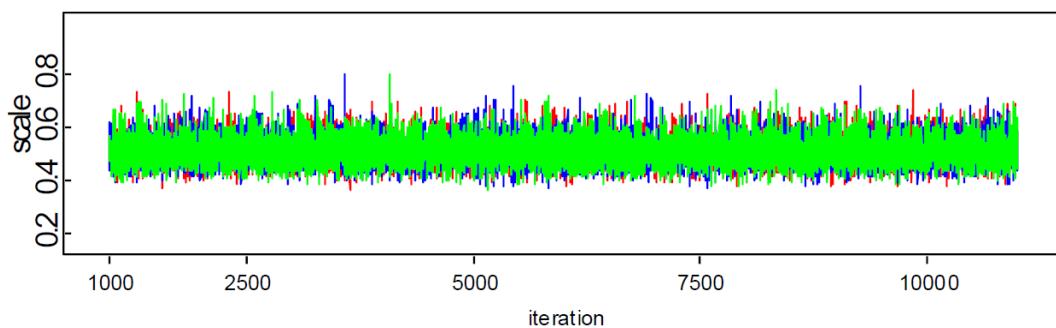
**Gambar 4.14** Time Series dari History Chain Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter Parameter *Shape*

Dari *history chain* pada Gambar 4.12, Gambar 4.13, dan Gambar 4.14 menunjukkan bahwa ketiga parameter untuk data gempa bumi maksimal dalam periode 12 bulan telah konvergen. Berikut merupakan *history chain* dari masing-masing parameter gempa bumi dari *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 6 bulan.



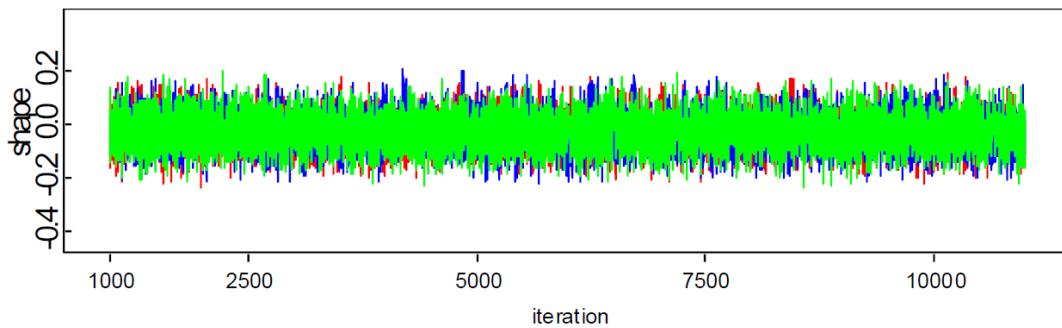
**Gambar 4.15** Time Series dari History Chain Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Location*

Pada plot *history chain* Gambar 4.15 parameter *location* data ekstrem memiliki rantai yang saling tumpang tindih dan menyebar secara acak dan stabil pada sumbu vertikal di antara 6,9 dan 7,0 yang menunjukkan bahwa parameter *location* untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 6 bulan sudah konvergen.



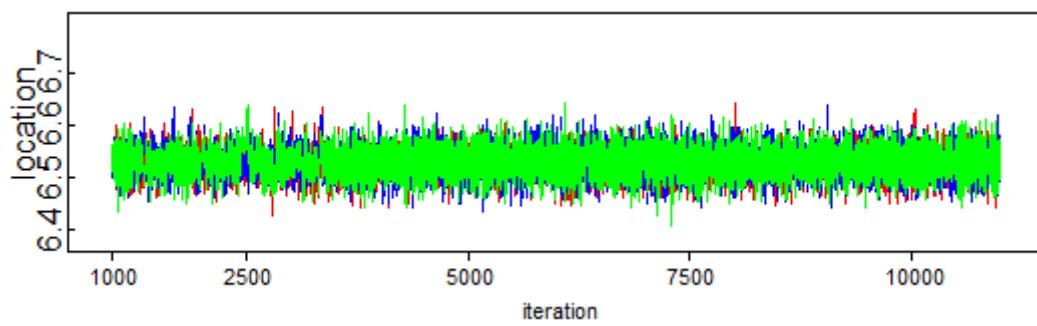
**Gambar 4.16** Time Series dari History Chain Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Scale*

Pada plot *history chain* Gambar 4.16 parameter *scale* data ekstrem memiliki rantai yang saling tumpang tindih dan menyebar secara acak dan stabil di antara sumbu vertikal 0,4 dan 0,6 yang menunjukkan bahwa parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 6 bulan konvergen.



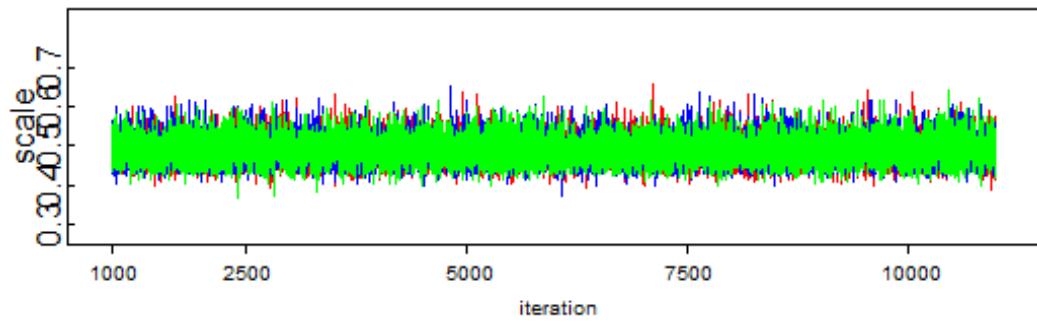
**Gambar 4.17** Time Series dari *History Chain* Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Shape*

Pada Gambar 4.17 plot *time series* dari *history chain* parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 6 bulan memiliki rantai yang saling tumpang tindih dan menyebar secara acak dan stabil di antara -0,2 sampai 0,1 yang menunjukkan bahwa parameter *scale* sudah konvergen di sekitar nilai tersebut. Dari ketiga *history chain* pada Gambar 4.15, Gambar 4.16, dan Gambar 4.17 menunjukkan bahwa ketiga parameter untuk data gempa bumi maksimal dalam periode 6 bulan telah konvergen. Berikut merupakan *history chain* dari masing-masing parameter gempa bumi dari *magnitude* gempa bumi dalam periode 3 bulan



**Gambar 4.18** Time Series dari *History Chain* Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Location*

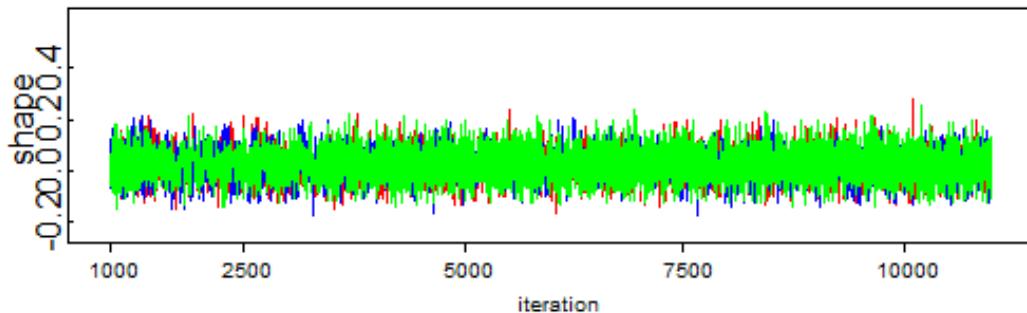
Pada plot *history chain* Gambar 4.18 parameter *location* data ekstrem memiliki rantai yang saling tumpang tindih dan menyebar secara acak dan stabil di antara 6,5 sampai 6,6 yang menunjukkan bahwa konvergensi parameter *location* untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 3 bulan sudah tercapai.



**Gambar 4.19** Time Series dari *History Chain* Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Scale*

Pada Gambar 4.19 plot *time series* dari *history chain* parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan memiliki rantai yang saling tumpang tindih dan menyebar

secara acak dan stabil pada sumbu vertikal di sekitar -0,1 dan 0,1 yang menunjukkan bahwa parameter *scale* sudah konvergen.

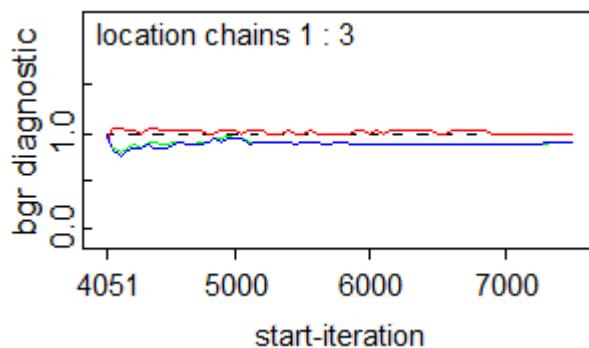


**Gambar 4.20** Time Series dari History Chain Data Ekstrem Magnitude Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter Shape

Gambar 4.20 menunjukkan *history chain* dari parameter *shape* sudah konvergen, yang ditunjukkan berdasarkan rantai yang dihasilkan dari iterasi *Gibbs sampling* saling tumpang tindih dan menyebar secara acak dan stabil.

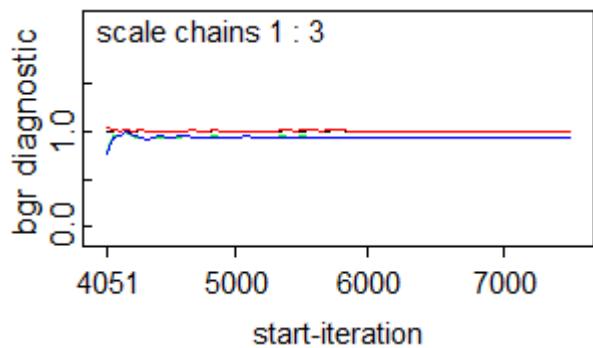
Statistik Gelman-Rubin digunakan untuk menilai konvergensi dengan membentuk beberapa rantai dari *initial value* yang *over-dispersed* dengan membandingkan variabilitas didalam rantai dan di antara rantai. Jumlah rantai yang dihasilkan dilambangkan oleh  $M$  dengan panjang setiap rantai  $2T$  dan lebar rata-rata interval di rantai sejumlah  $M$  dilambangkan dengan  $W$ . Lebar  $B$  diperoleh dari *credible interval*  $100(1-a)\%$  berdasarkan sampel  $MT$ . Dengan rasio  $R=B/W$  dari *pooled* terhadap rata-rata lebar interval harus lebih besar dari 1 jika *initial value* *over-dispersed* secara tepat. Nilai tersebut juga cenderung mendekati 1 saat konvergensi didekati (Lunn, dkk, 2012).

Pada *OpenBugs* warna hijau digunakan untuk plot  $B$ , warna biru untuk plot  $W$ , dan warna merah untuk plot  $R$ . Hal ini dapat dilihat bahwa  $B$  dan  $W$  pada grafik terlihat pada skala yang sama seperti  $R$ . Berikut merupakan output hasil statistik Gelman-Rubin dari penelitian ini untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi ketiga periode, data maksimum periode 12 bulan, data maksimum periode 6 bulan, dan data maksimum periode 3 bulan



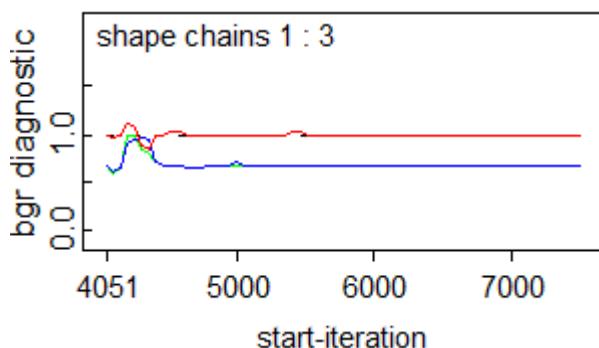
**Gambar 4.21** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem Magnitude Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter Location

Berdasarkan Gambar 4.21 parameter *location* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan telah konvergen ditunjukkan plot  $B$ , plot  $W$ , dan plot  $R$  mendekati 1 dan semakin bertambahnya iterasi, plot semakin stabil.



**Gambar 4.22** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter *Scale*

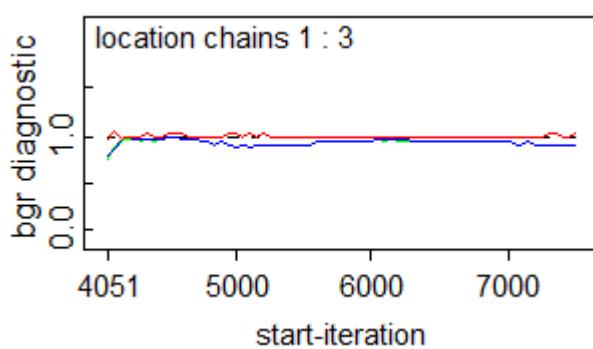
Berdasarkan Gambar 4.22 parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan terdapat lonjakan di awal. Namun semakin bertambahnya iterasi, ketiga plot semakin stabil yang menunjukkan bahwa parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 12 bulan konvergen.



**Gambar 4.23** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter *Shape*

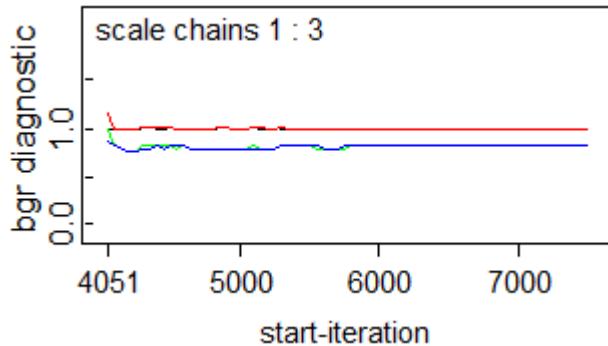
Pada Gambar 4.23 menunjukkan nilai statistik Gelman-Rubin berkisar pada angka 1. Terdapat plot yang tidak stabil pada awal iterasi, tetapi semakin bertambahnya iterasi plot semakin stabil. Hal tersebut mengindikasikan bahwa parameter telah konvergen.

Ketiga parameter data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 12 bulan berdasarkan hasil statistik Gelman-Rubin telah konvergen, yang ditandai dengan semakin ketiga plot yang mendekati 1 dan semakin stabil seiring bertambahnya iterasi. Berikut merupakan hasil statistik Gelman Rubin untuk masing-masing parameter data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 6 bulan.



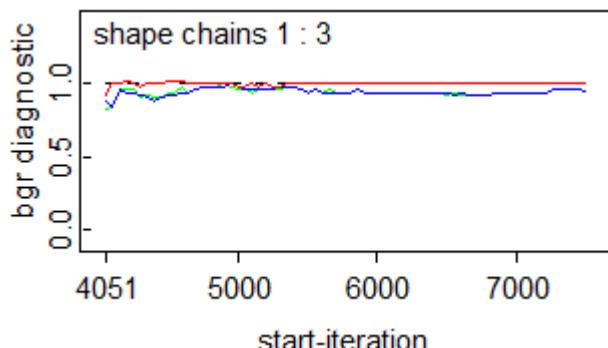
**Gambar 4.24** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Location*

Berdasarkan Gambar 4.24 parameter *location* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 6 bulan telah konvergen ditunjukkan ketiga plot mendekati 1. Diawal iterasi ketiga plot tidak stabil. Namun, semakin bertambahnya iterasi, plot semakin stabil. Hal tersebut menunjukkan bahwa parameter *location* data gempa bumi maksimal 6 bulan sudah konvergen.



**Gambar 4.25** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Scale*

Pada Gambar 4.25 parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 6 bulan tidak stabil diawal iterasi dilakukan. Namun semakin bertambahnya iterasi, ketiga plot semakin stabil. Ketiga plot bernilai mendekati 1. Hal tersebut yang menunjukkan bahwa parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 6 bulan konvergen.

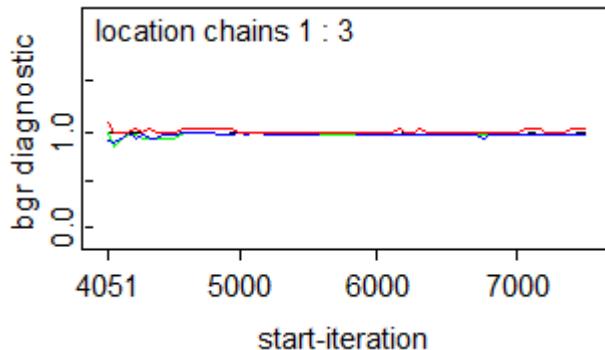


**Gambar 4.26** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Shape*

Pada Gambar 4.26 menunjukkan nilai statistik Gelman-Rubin bernilai di sekitar 1. Pada awal iterasi ketiga plot bernilai tidak stabil, tetapi semakin bertambahnya iterasi plot bernilai semakin stabil. Hal tersebut mengindikasikan bahwa parameter *shape* telah konvergen.

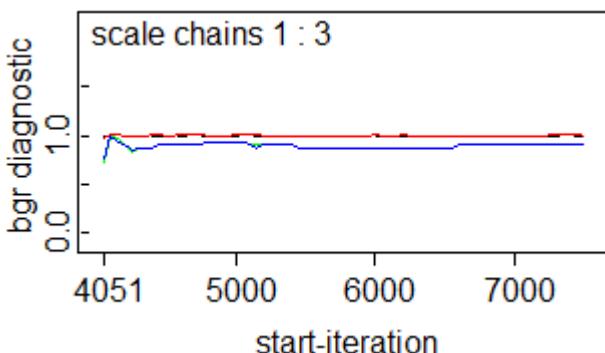
Masing-masing parameter data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 3 bulan sudah konvergen berdasarkan hasil statistik Gelman-Rubin, yang mendekati 1 dan nilainya semakin stabil seiring bertambahnya iterasi. Berikut merupakan hasil statistik Gelman Rubin untuk masing-masing parameter data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 3 bulan.

Berdasarkan Gambar 4.27 parameter *location* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan telah konvergen berdasarkan ketiga plot mendekati 1. Pada awal iterasi ketiga plot tidak stabil. Namun, semakin bertambahnya iterasi, plot semakin stabil. Hal tersebut menunjukkan bahwa parameter *location* data gempa bumi maksimal 3 bulan sudah konvergen.



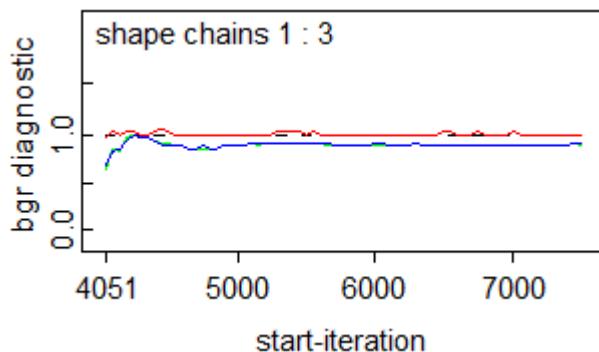
**Gambar 4.27** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Location*

Pada Gambar 4.28 parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan tidak stabil diawal iterasi hingga sekitar 5000 iterasi. Namun semakin bertambahnya iterasi, ketiga plot semakin stabil. Ketiga plot bernilai mendekati 1. Hal tersebut yang menunjukkan bahwa parameter *scale* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 3 bulan konvergen.



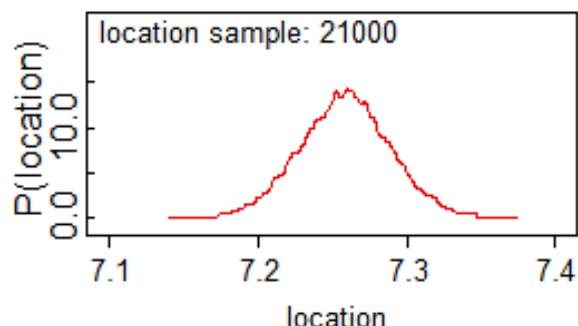
**Gambar 4.28** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Scale*

Pada Gambar 4.29 menunjukkan nilai statistik Gelman-Rubin bernilai di sekitar 1. Pada awal iterasi ketiga plot bernilai tidak stabil, tetapi semakin bertambahnya iterasi plot bernilai semakin stabil. Hal tersebut mengindikasikan bahwa parameter *shape* untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 3 bulan telah konvergen. Masing-masing parameter data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam periode 3 bulan sudah konvergen berdasarkan hasil statistik Gelman-Rubin, yang mendekati 1 dan nilainya semakin stabil seiring bertambahnya iterasi.



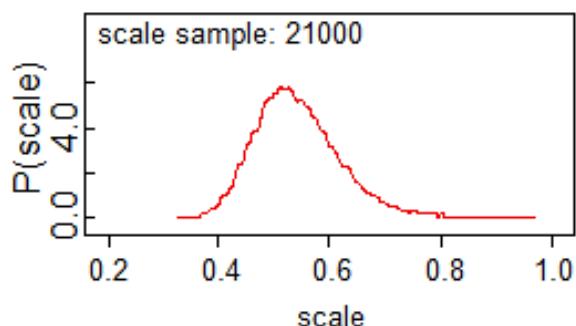
**Gambar 4.29** Statistik Gelman-Rubin Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Shape*

Penentuan prior disesuaikan dengan bentuk distribusi teoritis dengan parameter yang diperoleh dari *pseudo prior* dari estimasi parameter distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan mengikuti bentuk distribusi dari *non-informative prior* (Nascimento, dkk, 2015). Berikut simulasi MCMC diperoleh distribusi tiap parameter untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan.



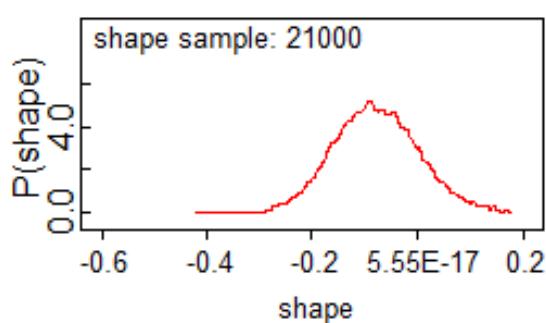
**Gambar 4.30** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter *Location*

Gambar 4.30 menunjukkan bahwa sampel yang digunakan sesuai dengan bentuk distribusi *pseudo prior* dari hasil estimasi sebelumnya. Untuk *location parameter* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan digunakan prior  $N(7.2593, 1000)$ .



**Gambar 4.31** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter *Scale*

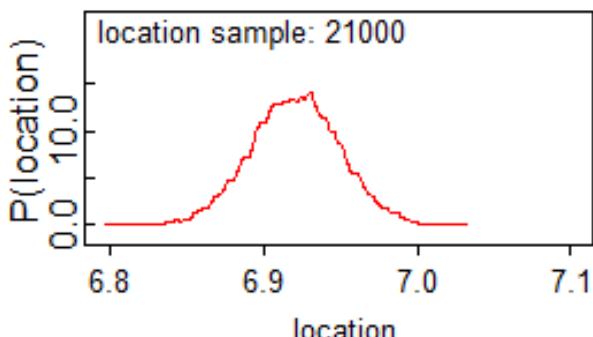
Gambar 4.31 menunjukkan bahwa *scale parameter* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan telah mengikuti distribusi prior  $\Gamma(0.5144, 0.01)$ .



**Gambar 4.32** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 12 Bulan untuk Parameter *Shape*

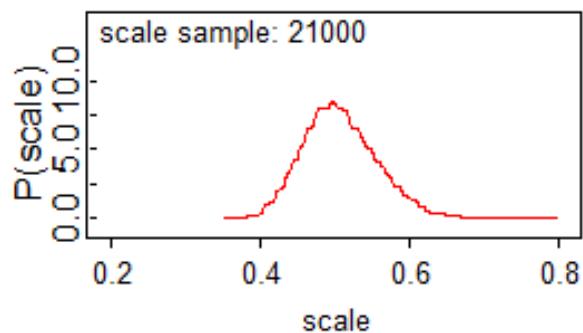
Gambar 4.32 menunjukkan *shape parameter* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan digunakan prior  $N(-0,0859, 100)$ .

Ketiga parameter data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan sudah mengikuti distribusi prior. Berikut simulasi MCMC distribusi tiap parameter untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 6 bulan



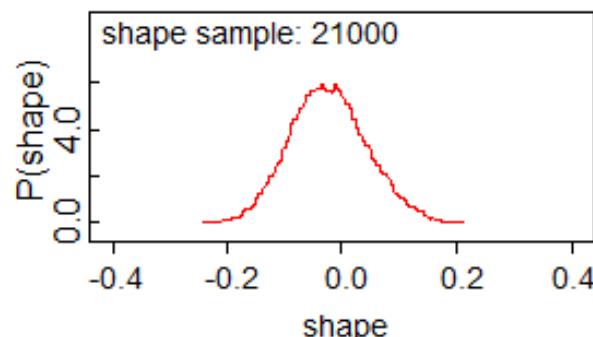
**Gambar 4.33** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Location*

Pada Gambar 4.33 menunjukkan bahwa sampel *location parameter* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 6 bulan digunakan mengikuti distribusi prior  $N(6,9230, 1000)$ .



**Gambar 4.34** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Scale*

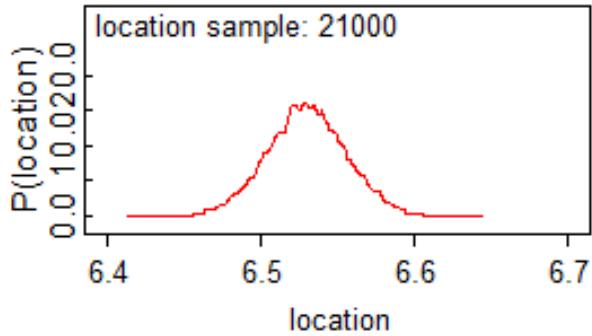
Gambar 4.34 menunjukkan bahwa sampel *scale parameter* data untuk *magnitude* gempa bumi maksimal 6 bulan mengikuti distribusi prior  $\Gamma(0,4938, 0,01)$ .



**Gambar 4.35** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 6 Bulan untuk Parameter *Shape*

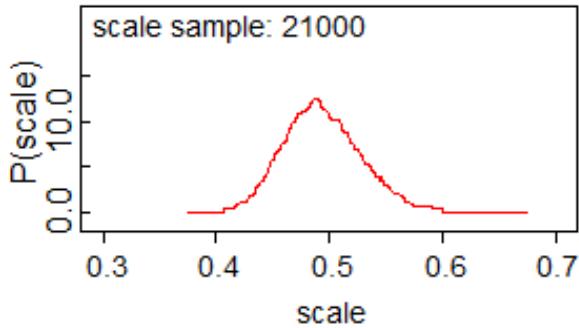
Gambar 4.35 menunjukkan *shape parameter* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 6 bulan digunakan prior  $N(-0,0288, 100)$ .

Parameter  $\hat{\mu}$ ,  $\hat{\sigma}$ , dan  $\hat{\xi}$  simulasi MCMC data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 6 bulan sudah sesuai dengan *pseudo prior*. Berikut simulasi MCMC diperoleh distribusi tiap parameter untuk data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan



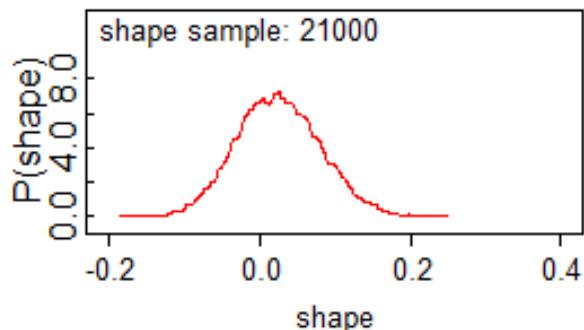
**Gambar 4.36** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Location*

Pada Gambar 4.36 menunjukkan bahwa sampel *location parameter* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan digunakan mengikuti distribusi prior  $N(6,5300, 1000)$ .



**Gambar 4.37** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Scale*

*Scale parameter* pada Gambar 4.37 menunjukkan bahwa sampel data untuk *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan mengikuti distribusi prior  $\Gamma(0,4855, 0,01)$ .



**Gambar 4.38** Grafik Distribusi Data Ekstrem *Magnitude* Gempa Bumi Maksimal dalam 3 Bulan untuk Parameter *Shape*

Gambar 4.38 menunjukkan *shape parameter* data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan digunakan prior  $N(-0,0227, 100)$ .

Berdasarkan grafik distribusi data, parameter  $\hat{\mu}$ ,  $\hat{\sigma}$ , dan  $\hat{\xi}$  simulasi MCMC data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 3 bulan sudah sesuai dengan *pseudo prior* yang

diperoleh dari estimasi parameter distribusi GEV dengan metode MLE dan bentuk distribusi dari *non-informative prior*.

Berikut merupakan hasil estimasi parameter GEV dengan MCMC

**Tabel 4.5** Hasil Estimasi Parameter MCMC

Periode	Parameter	Rata-rata	Standar Deviasi	MC Error	2,5%	Median	97,5%
12 bulan	$\hat{\mu}$	7,2590	0,0301	0,0005	7,1990	7,2590	7,3180
	$\hat{\sigma}$	0,5409	0,0745	0,0006	0,4166	0,5330	0,7080
	$\hat{\xi}$	-0,0790	0,0800	0,0010	-0,2311	-0,0812	0,0843
6 bulan	$\hat{\mu}$	6,9210	0,0291	0,0004	6,8640	6,9220	6,9780
	$\hat{\sigma}$	0,5081	0,0502	0,0004	0,4212	0,5039	0,6162
	$\hat{\xi}$	-0,0238	0,0673	0,0010	-0,1502	-0,0258	0,1137
3 bulan	$\hat{\mu}$	6,5300	0,0264	0,0002	6,4780	6,5300	6,5810
	$\hat{\sigma}$	0,4932	0,0345	0,0003	0,4315	0,4912	0,5661
	$\hat{\xi}$	0,0254	0,0560	0,0010	-0,0801	0,0240	0,1381

Pada Tabel 4.5 hasil estimasi parameter  $\hat{\mu}$ ,  $\hat{\sigma}$ , dan  $\hat{\xi}$  untuk periode pemilihan sampel *magnitude* gempa bumi ekstrem 12 bulan, 3 bulan, dan 6 bulan telah memiliki *MC error* yang kecil yakni kurang dari 5% standar deviasi hasil estimasi parameter (Soehardjoepri, dkk, 2018). Hal ini menunjukkan bahwa hasil estimasi parameter yang baik pada Tabel 4.5.

Dari hasil estimasi parameter dengan MCMC diperoleh persamaan distribusi kumulatif dari distribusi GEV untuk 32 sampel nilai ekstrem untuk data maksimum pada periode 12 bulan dengan yakni seperti pada persamaan berikut.

$$G(x) = \exp \left\{ - \left[ 1 + 0,0790 \left( \frac{x - 7,2590}{0,5409} \right) \right]^{1/0,0790} \right\} \quad (4.4)$$

Berikutnya merupakan persamaan kumulatif dari 64 sampel nilai ekstrem untuk pemilihan data maksimum tiap 6 bulan dengan fungsi distribusi kumulatif berikut.

$$G(x) = \exp \left\{ - \left[ 1 + 0,0238 \left( \frac{x - 6,9210}{0,5081} \right) \right]^{1/0,0238} \right\} \quad (4.5)$$

Selanjutnya Persamaan 4.3 merupakan CDF dari 128 sampel nilai ekstrem untuk pemilihan data maksimum tiap 3 bulan dengan fungsi distribusi kumulatif berikut.

$$G(x) = \exp \left\{ - \left[ 1 - 0,0254 \left( \frac{x - 6,5300}{0,4932} \right) \right]^{-1/0,0254} \right\} \quad (4.6)$$

Dari ketiga model yang diperoleh selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik.

#### 4.7 Pemilihan Model Terbaik

Setelah diperoleh parameter dari masing-masing model dilakukan pemilihan model terbaik. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan DIC. Berikut DIC dari masing-masing model

**Tabel 4.6** Pemilihan Model Terbaik

Periode	DIC
12 bulan	58,32
6 bulan	113,30
3 bulan	227,00

Berdasarkan Tabel 4.6 diperoleh bahwa model terbaik adalah model dengan nilai DIC terkecil. Diperoleh nilai DIC terkecil adalah model dengan periode 12 bulan yang merupakan model berdasarkan data ekstrem *magnitude* gempa bumi maksimal dalam 12 bulan dengan DIC sebesar 58,32.

#### 4.8 *Return Level*

Hasil estimasi parameter GEV yang diperoleh pada simulasi MCMC digunakan untuk menentukan nilai *return level* pada Tabel 4.7 berikut

**Tabel 4.7** Prediksi *Return Level*

Tahun	<i>Return Level</i>
5	8,1192
10	8,5802
20	9,0453
30	9,3235

Pada Tabel 4.7 menunjukkan estimasi ambang batas maksimum nilai *magnitude* gempa bumi yang terjadi pada periode T dengan peluang kejadian terjadinya gempa bumi sebesar  $1/T$ . Dimana T menunjukkan estimasi jangka waktu tahun kejadian.

Berdasarkan hasil estimasi *return level* gempa bumi dengan data 32 tahun terakhir dapat diperkirakan bahwa pada periode 5 tahun dengan probabilitas sebesar  $1/5$  ambang batas maksimum kejadian gempa bumi diestimasi sebesar 8,1192 *magnitude*. Pada periode 10 tahun dengan probabilitas sebesar  $1/10$  ambang batas maksimum kejadian gempa bumi diestimasi sebesar 8,5802 *magnitude*. Pada periode 20 tahun dengan probabilitas sebesar  $1/20$  ambang batas maksimum kejadian gempa bumi diestimasi sebesar 9,0453 *magnitude*. Pada periode 30 tahun dengan probabilitas sebesar  $1/30$  ambang batas maksimum kejadian gempa bumi diestimasi sebesar 9,3235 *magnitude*.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Dari hasil pembahasan pada bab sebelumnya dapat disimpulkan bahwa

1. Gempa bumi yang terjadi di Indonesia antara tahun 1990 sampai 2001 sebesar memiliki rata-rata *magnitude* sebesar 4,64. *Magnitude* gempa bumi terendah sebesar 2,70 dan nilai *magnitude* gempa bumi terbesar sebesar 9,10 yang terjadi pada tahun 2004. Nilai kuartil 1 *magnitude* gempa bumi sebesar 4,325 *magnitude*, median sebesar 4,628 *magnitude*, dan kuartil 3 sebesar 4,830 *magnitude*. Terdapat perbedaan nilai yang jauh antara kuartil 3 dan nilai maksimum gempa bumi yang menunjukkan adanya nilai ekstrem pada data *magnitude* gempa bumi tahun 1990-2021 di Indonesia
2. Dari hasil estimasi parameter data *magnitude* gempa bumi di Indonesia menggunakan *Generalized Extreme Value* (GEV) berbasis simulasi MCMC menunjukkan hasil yang baik karena nilai *MC Error* dibawah 5% dari standar deviasi hasil estimasi parameter tersebut. Dengan metode pemilihan model terbaik menggunakan DIC diperoleh model terbaik merupakan periode 12 bulan (32 blok). Dengan hasil estimasi parameter *location* ( $\hat{\mu}$ ) adalah 7,2590; parameter *scale* ( $\hat{\sigma}$ ) sebesar 0,5409; dan parameter *shape* ( $\hat{\xi}$ ) adalah -0,0790.
3. Perhitungan *return level* dari model terbaik adalah 8,1192 *magnitude* untuk periode 5 tahun yang berdasarkan data historis gempa dengan berkekuatan lebih dari 8,1192 *magnitude* yang pernah terjadi di kawasan pulau Sumatera. *Return level* untuk periode 10 tahun 8,5802 *magnitude*. Berdasarkan data historis gempa berkekuatan lebih dari 8,5802 *magnitude* pernah terjadi di kawasan Sumatera bagian utara. *Return level* untuk periode 20 tahun 9,0481 *magnitude*. Gempa dengan kekuatan diatas 9,0481 *magnitude* pernah terjadi di Aceh pada tahun 2004. *Return level* untuk periode 30 adalah 9,3235 *magnitude* untuk periode 30 tahun, dan belum pernah terjadi di Indonesia dalam kurun waktu 32 tahun terakhir.

#### 5.2 Saran

Saran untuk penelitian lebih lanjut yakni dapat dilakukan penelitian dengan menambahkan faktor lain seperti, kedalaman, dan menambahkan adanya faktor segmen patahan gempa, atau keadaan gunung api. Penelitian dapat dikembangkan dengan memetakan lokasi yang berpotensi mengalami gempa berkekuatan besar yang lebih spesifik. Berdasarkan gambaran kejadian gempa dari hasil penelitian, pemerintah, perusahaan asuransi, serta pihak lain yang terkait dapat mempersiapkan perencanaan manajemen risiko jangka panjang seperti perencanaan pembangunan bangunan tahan gempa, perencanaan mitigasi saat terjadinya bencana, meningkatkan pengelolaan dana untuk mengantisipasi risiko klaim akibat gempa bumi.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, M. N., Iriawan, N., & Irhamah, I. (2021). Pendekatan Bayesian untuk Analisis Survival pada Kasus Demam Berdarah Dengue Pasien RSUD Dr. Soetomo Surabaya. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 9(2), 138-145. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v9i2.54448>
- Arjanto, D. (2021, 26). *Hari ini Tahun 2004, tsunami Aceh Mengguncang 11 Negara*. Tempo.Co. <https://nasional.tempo.co/read/1543541/hari-ini-tahun-2004-tsunami-aceh-mengguncang-11-negara>
- BMKG Wil. III Denpasar. (2021). *Gempabumi*. Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika Wilayah 3 Denpasar. <https://balai3.denpasar.bmkg.go.id/tentang-gempa>
- BPBD DIY. (2019). *Mitigasi Bencana Gempa Bumi*. BPBD Daerah Istimewa Yogyakarta. <https://bpbd.jogjaprov.go.id/berita/mitigasi-bencana-gempa-bumi>
- Casella, G., & George, E. I. (1992). Explaining the Gibbs Sampler. *The American Statistician*, 46(3), 167. <https://doi.org/10.2307/2685208>
- Coles, S. (2004). *An introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. Springer.
- De Paola, F., Giugni, M., Pugliese, F., Annis, A., & Nardi, F. (2018). GEV parameter estimation and stationary vs. non-stationary analysis of extreme rainfall in African test cities. *Hydrology*, 5(2), 28. <https://doi.org/10.3390/hydrology5020028>
- Galiatsatou, P., & Iliadis, C. (2022). Intensity Duration Frequency Curves at Ungauged Sites in a Changing Climate for Sustainable Stormwater Networks. *Sustainability*, 14(3), 1229. <https://doi.org/10.3390/su14031229>
- Gilli, M., & Kellezi, E. (2006). An Application of Extreme Value Theory for Measuring Financial Risk. *Computational Economics*, 27(2-3), 207-228. <https://doi.org/10.1007/s10614-006-9025-7>
- Ifrc. (2022). *What is a disaster?* IFRC. <https://www.ifrc.org/what-disaster>
- Johnson, N. L., Kotz, S., & Balakrishnan, N. (1995). *Continuous Univariate Distributions, Volume 2* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- Kompas Cyber Media. (2021, February 17). *Hari Ini dalam Sejarah: Gempa dan Tsunami Terjang Irian Jaya, 108 Orang Meninggal*. Kompas.com. <https://www.kompas.com/tren/read/2021/02/17/093000865/hari-ini-dalam-sejarah--gempa-dan-tsunami-terjang-irian-jaya-108-orang>
- Lunn, D., Jackson, C., Best, N., Thomas, A., & Spiegelhalter, D. (2012). *The BUGS book: A Practical Introduction to Bayesian Analysis*. CRC Press.
- Maruyama, F. (2020). Analyzing The Annual Maximum Magnitude of Earthquakes in Japan by Extreme Value Theory. *Open Journal of Applied Sciences*, 10(12), 817-824. <https://doi.org/10.4236/ojapps.2020.1012057>
- Meyer, R. (2016). Deviance Information Criterion (DIC). *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*, 1-6. <https://doi.org/10.1002/9781118445112.stat07878>
- Nascimento, F., Bourguignon, M., & Leao, J. (2015). Extended Generalized Extreme Value Distribution with Applications in Environmental Data. *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, 46(95), 1-1. <https://doi.org/10.15672/hjms.20159514081>
- Natawidjaja, D. H. (2021). Riset Sesar Aktif Indonesia Dan Peranannya dalam Mitigasi Bencana Gempa Dan tsunami. <https://doi.org/10.14203/press.400>
- Ntzoufras, I. (1973). *Bayesian modeling using WinBUGS*. John Wiley & Sons.
- Oktaviana, P. P., & Irhamah. (2021). Kolmogorov-Smirnov Goodness-Of-Fit Test for Identifying Distribution of The Number Of Earthquakes and The Losses Due to Earthquakes in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1821(1), 012045. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1821/1/012045>

- Pusat Studi Gempa Nasional. (2017). *Peta Sumber dan Bahaya Gempa Indonesia Tahun 2017*. Kementerian Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat.
- Pusdatinmas. (2015). Gempabumi 7,1 SR dirasakan di Flores Timur. *Info Bencana Informasi Kebencanaan Bulanan Teraktual*, 3.
- Rahmayani, D., & Sutikno, S. (2020). Analisis Curah Hujan Ekstrim Non-Stasioner dengan Pendekatan Block Maxima di Surabaya dan Mojokerto. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 8(2). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v8i2.44133>
- Sehribanoglu, S. (2020). GEV Distribution and Parameter Estimation for Van Earthquake Data. *Bulletin of National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan*, 3(385), 94-102. <https://doi.org/10.32014/2020.2518-1467.74>
- Situmorang, R. E., Maruddani, D. A., & Santoso, R. (2018). Pembentukan Portofolio Saham dengan Metode Markowitz dan Pengukuran Value at Risk Berdasarkan Generalized Extreme Value (Studi Kasus: Saham Perusahaan The IDX Top Ten Blue 2017). *Jurnal Gaussian*, 7(2), 212-223. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v7i2.26655>
- Smith, C. L. (2020). Representing External Hazard Initiating Events Using a Bayesian Approach and a Generalized Extreme Value Model. *Reliability Engineering and System Safety*, 193, 106650. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2019.106650>
- Soehardjoepri, S., Widjajati, F. A., & Palupi, R. (2018). Model Bayesian Hirarki Curah Hujan Untuk Menentuan Return Level Pendekatan Peaks Over Threshold. *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications*, 15(2), 127-140. <https://doi.org/10.12962/limits.v15i2.3796>
- Sorensen, D., & Gianola, D. (2007). Likelihood, Bayesian, and MCMC Methods in Quantitative Genetics. Springer Science & Business Media.
- U.S. Geological Survey. (2022). *Search Earthquake Catalog*. Retrieved January 13, 2022, from <https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/search/>
- U.S. Geological Survey. (2022). *Moment magnitude, Richter scale - what are the different magnitude scales, and why are there so many*. <https://www.usgs.gov/faqs/moment-magnitude-richter-scale-what-are-different-magnitude-scales-and-why-are-there-so-many>

## LAMPIRAN

**Lampiran 1.** Data *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Tahun 1990 – 2021

Bulan	Tahun	<i>Magnitude</i> Gempa
01	1990	4.83
01	1990	4.22
01	1990	4.83
:	:	:
:	:	:
:	:	:
:	:	:
:	:	:
12	2021	4.63
12	2021	4.73
12	2021	4.73
12	2021	5.00

**Lampiran 2.** Data *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Maksimum 12 Bulan

Tahun	<i>Magnitude</i> Maksimum
1990	7.80
1991	7.50
1992	7.80
1993	6.90
1994	7.80
1995	6.90
1996	8.09
1997	7.00
1998	7.70
1999	6.50
2000	7.90
2001	7.50
2002	7.60
2003	7.00
2004	9.10
2005	8.60
2006	7.70
2007	8.40
2008	7.40
2009	7.70
2010	7.80
2011	6.70
2012	8.60
2013	7.00
2014	7.10
2015	7.00
2016	7.80
2017	6.70
2018	7.50
2019	7.30
2020	6.90
2021	7.30

**Lampiran 3.** Data *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Maksimum 6 Bulan

Tahun	<i>Magnitude</i> Maksimum
1990	7.80
1990	6.80
1991	7.50
1991	6.70
1992	6.60
1992	7.80
1993	6.80
1993	6.90
1994	7.80
1994	6.80
1995	6.90
1995	6.90
1996	8.09
1996	7.00
1997	6.40
1997	7.00
1998	7.00
1998	7.70
1999	6.40
1999	6.50
2000	7.90
2000	6.80
2001	7.40
2001	7.50
2002	6.50
2002	7.60
2003	7.00
2003	6.40
2004	7.30
2004	9.10
2005	8.60
2005	6.70
2006	7.60
2006	7.70
2007	7.50
2007	8.40
2008	7.40
2008	7.40
2009	7.70
2009	7.60
2010	7.80
2010	7.80
2011	6.70
2011	6.70
2012	8.60
2012	7.10
2013	7.00

## Lanjutan

Tahun	<i>Magnitude Maksimum</i>
2013	6.10
2014	6.40
2014	7.10
2015	7.00
2015	7.00
2016	7.80
2016	6.60
2017	6.60
2017	6.70
2018	6.40
2018	7.50
2019	7.30
2019	7.20
2020	6.80
2020	6.90
2021	6.70
2021	7.30

**Lampiran 4.** Data *Magnitude* Gempa Bumi di Indonesia Maksimum 3 Bulan

Tahun	<i>Magnitude</i> Maksimum
1990	6.20
1990	7.80
1990	6.40
1990	6.80
1991	6.55
1991	7.50
1991	6.70
1991	6.40
1992	6.50
1992	6.60
1992	6.70
1992	7.80
1993	6.20
1993	6.80
1993	6.50
1993	6.90
1994	7.00
1994	7.80
1994	6.60
1994	6.80
1995	6.90
1995	6.10
1995	6.40
1995	6.90
1996	8.09
1996	7.90
1996	7.00
1996	6.30
1997	6.40
1997	6.40
1997	6.00
1997	7.00
1998	6.50
1998	7.00
1998	6.70
1998	7.70
1999	6.20
1999	6.40
1999	6.40
1999	6.50
2000	5.90
2000	7.90
2000	6.80
2000	6.80
2001	7.40
2001	6.40

## Lanjutan

Tahun	<i>Magnitude Maksimum</i>
2001	6.50
2001	7.50
2002	6.10
2002	6.50
2002	6.40
2002	7.60
2003	6.50
2003	7.00
2003	6.00
2003	6.40
2004	7.30
2004	6.70
2004	7.30
2004	9.10
2005	8.60
2005	6.90
2005	6.70
2005	6.50
2006	7.60
2006	6.80
2006	7.70
2006	6.30
2007	7.50
2007	6.10
2007	8.40
2007	6.80
2008	7.40
2008	6.00
2008	6.60
2008	7.40
2009	7.70
2009	6.30
2009	7.60
2009	6.90
2010	6.80
2010	7.80
2010	7.00
2010	7.80
2011	6.50
2011	6.70
2011	6.70
2011	6.30
2012	7.20
2012	8.60
2012	6.60
2012	7.10

## Lanjutan

Tahun	<i>Magnitude</i> Maksimum
2013	6.10
2013	7.00
2013	6.10
2013	6.00
2014	6.40
2014	6.00
2014	6.20
2014	7.10
2015	7.00
2015	6.00
2015	7.00
2015	6.90
2016	7.80
2016	6.60
2016	6.00
2016	6.60
2017	5.70
2017	6.60
2017	6.40
2017	6.70
2018	6.40
2018	6.00
2018	7.50
2018	6.10
2019	6.60
2019	7.30
2019	7.20
2019	7.10
2020	6.30
2020	6.80
2020	6.90
2020	6.00
2021	6.30
2021	6.70
2021	6.30
2021	7.30

## Lampiran 5 Syntax RStudio Perhitungan Estimasi Parameter GEV dengan MLE

```
library(extRemes)
library(EnvStats)
library(ismev)
library(trend)
library(tidyverse)
library(weathercan)
library(ggplot2)
library(qqplotr)
library(tidyverse)
library(ggplot2)

#Data
gempa <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data Gempa Bumi TA.csv")
head(gempa)

#Statistika Deskriptif
summary(gempa$magnitude)
mag<-gempa$magnitude
ggplot(gempa, aes(x=mag)) +
  geom_histogram(binwidth=0.1) +
  geom_vline(aes(xintercept = 4.325, color="Kuartil 1")) +
  geom_vline(aes(xintercept = 4.628, color="Kuartil 2")) +
  geom_vline(aes(xintercept = 4.644, color="Mean")) +
  geom_vline(aes(xintercept = 4.830, color="Kuartil 3")) +
  geom_vline(aes(xintercept = 9.100,color="Maksimum")) +
  geom_vline(aes(xintercept = 2.700,color="Minimum")) +
  labs(x="Magnitude", y="Frekuensi",show_guide=TRUE) +
  scale_color_manual("Keterangan", values = c("Kuartil 1"="orange", "Kuartil
2"="aquamarine", "Mean"="red", "Kuartil 3"="green", "Minimum"="blue",
"Maksimum"="purple")) +
  theme_light()

qqnorm(gempa$magnitude)
qqline(gempa$magnitude)
ks.test(gempa$magnitude, "pnorm")

#Pemilihan Magnitude Gempa Bumi
#12 Bulan
tahunan= gempa %>% group_by(tahun) %>% summarise(max_tahun = max(magnitude))
covar_tahun = matrix(c(1:length(tahunan$max_tahun)))
#6 Bulan
semesteran= gempa %>% group_by(semester) %>% summarise(max_semester =
max(magnitude))
covar_semester = matrix(c(1:length(semesteran$max_semester)))
#3 Bulan
triwulanan= gempa %>% group_by(triwulan) %>% summarise(max_triwulan =
max(magnitude))
```

## Lanjutan

```
covar_triwulan = matrix(c(1:length(triwulanan$max_triwulan)))  
  
#Mann Kendal Trend Test  
  #12 Bulan  
  mk.test(tahunan$max_tahun)  
  #6 Bulan  
  mk.test(semesteran$max_semester)  
  #3 Bulan  
  mk.test(triwulanan$max_triwulan)  
  
#Fitting GEV  
  #12 Bulan  
  fitgev_tahun = gev.fit(xdat=tahunan$max_tahun, ydat=covar_tahun)  
  #6 Bulan  
  fitgev_semester = gev.fit(xdat=semesteran$max_semester, ydat=covar_semester)  
  #3 Bulan  
  fitgev_triwulan = gev.fit(xdat=triwulanan$max_triwulan, ydat=covar_triwulan)  
  
#Uji Kesesuaian Distribusi  
  #12 Bulan  
  gofTest(tahunan$max_tahun, distribution="gev", test="ks", param.list=list(location  
=7.2592925, scale = 0.5144037, shape = 0.0859051))  
  #6 Bulan  
  gofTest(semesteran$max_semester, distribution="gev", test="ks", param.list=list(location  
=6.92299597, scale = 0.49377723, shape = 0.02882015))  
  #3 Bulan  
  gofTest(triwulanan$max_triwulan, distribution="gev", test="ks", param.list=list(location  
=6.53005469 , scale = 0.48549310 , shape = -0.02272808))
```

## Lampiran 6 Output RStudio Perhitungan Estimasi Parameter GEV dengan MLE

```
> library(extRemes)
> library(EnvStats)
> library(ismev)
> library(trend)
> library(tidyverse)
> library(ggplot2)
> library(qqplotr)
> library(tidyverse)
> library(ggplot2)
>
> #Data
> gempa <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data Gempa Bumi TA.csv")
> head(gempa)
  tanggal bulan.ke tahun     hari   bulan triwulan.ke triwulan semester.ke semester
1      7      3 2014 07/03/2014 01/03/2014      1 01/01/2014      1 01/01/2014
2      4      9 2007 04/09/2007 01/09/2007      3 01/03/2007      2 01/02/2007
3      4      4 2002 04/04/2002 01/04/2002      2 01/02/2002      1 01/01/2002
4     17      6 1996 17/06/1996 01/06/1996      2 01/02/1996      1 01/01/1996
5     17      2 1996 17/02/1996 01/02/1996      1 01/01/1996      1 01/01/1996
6     27     11 1998 27/11/1998 01/11/1998      4 01/04/1998      2 01/02/1998
 magnitude
1  2.70000
2  2.80000
3  3.00000
4  3.01113
5  3.01113
6  3.10000
>
> #Statistika Deskriptif
> summary(gempa$magnitude)
  Min. 1st Qu. Median  Mean 3rd Qu.  Max.
2.700 4.325 4.628 4.644 4.830 9.100
> mag<-gempa$magnitude
> ggplot(gempa, aes(x=mag)) +
+   geom_histogram(binwidth=0.1) +
+   geom_vline(aes(xintercept = 4.325, color="Kuartil 1")) +
+   geom_vline(aes(xintercept = 4.628, color="Kuartil 2")) +
+   geom_vline(aes(xintercept = 4.644, color="Mean")) +
+   geom_vline(aes(xintercept = 4.830, color="Kuartil 3")) +
+   geom_vline(aes(xintercept = 9.100,color="Maksimum")) +
+   geom_vline(aes(xintercept = 2.700,color="Minimum")) +
+   labs(x="Magnitude", y="Frekuensi",show_guide=TRUE) +
+   scale_color_manual("Keterangan", values = c("Kuartil 1"="orange", "Kuartil 2"="aquamarine", "Mean"="red", "Kuartil 3"="green", "Minimum"="blue", "Maksimum"="purple")) +
+   theme_light()
>
```

## Lanjutan

```
> qqnorm(gempa$magnitude)
> qqline(gempa$magnitude)
> ks.test(gempa$magnitude, "pnorm")
```

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

```
data: gempa$magnitude
D = 0.99904, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: two-sided
```

Warning message:

```
In ks.test(gempa$magnitude, "pnorm") :
  ties should not be present for the Kolmogorov-Smirnov test
>
> #Pemilihan Magnitude Gempa Bumi
> #12 Bulan
> tahunan= gempa %>% group_by(tahun) %>% summarise(max_tahun = max(magnitude))
> covar_tahun = matrix(c(1:length(tahunan$max_tahun)))
> #6 Bulan
> semesteran= gempa %>% group_by(semester) %>% summarise(max_semester =
max(magnitude))
> covar_semester = matrix(c(1:length(semesteran$max_semester)))
> #3 Bulan
> triwulan= gempa %>% group_by(triwulan) %>% summarise(max_triwulan =
max(magnitude))
>
> covar_triwulan = matrix(c(1:length(triwulanan$max_triwulan)))
>
> #Mann Kendall Trend Test
> #12 Bulan
> mk.test(tahunan$max_tahun)
```

Mann-Kendall trend test

```
data: tahunan$max_tahun
z = -1.027, n = 32, p-value = 0.3044
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
      S      varS      tau
-64.0000000 3763.3333333 -0.1328361
```

```
> #6 Bulan
> mk.test(semesteran$max_semester)
```

Mann-Kendall trend test

```
data: semesteran$max_semester
z = -0.51133, n = 64, p-value = 0.6091
```

## Lanjutan

```
alternative hypothesis: true S is not equal to 0  
sample estimates:
```

```
      S      varS      tau  
-8.900000e+01 2.961900e+04 -4.529605e-02
```

```
> #3 Bulan  
> mk.test(triwulanan$max_triwulan)
```

Mann-Kendall trend test

```
data: triwulanan$max_triwulan  
z = 0.56967, n = 128, p-value = 0.5689  
alternative hypothesis: true S is not equal to 0  
sample estimates:
```

```
      S      varS      tau  
2.770000e+02 2.347290e+05 3.493024e-02
```

```
>  
> #Fitting GEV  
> #12 Bulan
```

```
> fitgev_tahun = gev.fit(xdat=tahunan$max_tahun, ydat=covar_tahun)  
$conv
```

```
[1] 0
```

```
$nllh  
[1] 27.76827
```

```
$mle  
[1] 7.2592925 0.5144037 -0.0859051
```

```
$se  
[1] 0.1036277 0.0749619 0.1418583
```

```
> #6 Bulan  
> fitgev_semester = gev.fit(xdat=semesteran$max_semester, ydat=covar_semester)  
$conv
```

```
[1] 0
```

```
$nllh  
[1] 54.99392
```

```
$mle  
[1] 6.92299497 0.49377723 -0.02882015
```

```
$se  
[1] 0.07034564 0.05143506 0.10089868
```

```
> #3 Bulan
```

## Lanjutan

```
> fitgev_triwulan = gev.fit(xdat=triwulanan$max_triwulan, ydat=covar_triwulan)
$conv
[1] 0

$nllh
[1] 111.5532

$mle
[1] 6.53005469 0.48549310 0.02272808

$se
[1] 0.04895297 0.03620779 0.07226578

>
> #Uji Kesesuaian Distribusi
> #12 Bulan
> gofTest(tahunan$max_tahun, distribution="gev", test="ks",param.list=list(location
=7.2592925, scale = 0.5144037, shape = 0.0859051))
$distribution
[1] "Generalized Extreme Value(location = 7.259292, scale = 0.5144037, shape =
0.0859051)"

$dist.abb
[1] "gevd"

$distribution.parameters
location   scale   shape
7.2592925 0.5144037 0.0859051

$n.param.est
[1] 0

$estimation.method
NULL

$statistic
ks
0.1181252

$sample.size
[1] 32

$parameters
n
32

$p.value
[1] 0.7632803
```

## Lanjutan

```
$alternative
[1] "True cdf does not equal the\n                                Generalized Extreme Value(location =
7.259292, scale = 0.5144037, shape = 0.0859051)\n                                Distribution."
$method
[1] "Kolmogorov-Smirnov GOF"
$data
[1] 7.80 7.50 7.80 6.90 7.80 6.90 8.09 7.00 7.70 6.50 7.90 7.50 7.60 7.00 9.10 8.60 7.70 8.40
[19] 7.40 7.70 7.80 6.70 8.60 7.00 7.10 7.00 7.80 6.70 7.50 7.30 6.90 7.30
$data.name
[1] "tahunan$max_tahun"
$bad.obs
[1] 0
attr("class")
[1] "gof"
Warning message:
In ks.test(x = c(7.8, 7.5, 7.8, 6.9, 7.8, 6.9, 8.09, 7, 7.7, 6.5, :
  ties should not be present for the Kolmogorov-Smirnov test
> #6 Bulan
> gofTest(semesteran$max_semester, distribution="gev", test="ks", param.list=list(location
=6.92299597, scale = 0.49377723, shape = 0.02882015))
$distribution
[1] "Generalized Extreme Value(location = 6.922996, scale = 0.4937772, shape =
0.02882015)"

$dist.abb
[1] "gevd"

$distribution.parameters
  location   scale   shape
6.92299597 0.49377723 0.02882015

$n.param.est
[1] 0

$estimation.method
NULL

$statistic
  ks
0.0904703

$sample.size
```

## Lanjutan

```
[1] 64

$parameters
n
64

$p.value
[1] 0.6714002

$alternative
[1] "True cdf does not equal the\n                                Generalized Extreme Value(location =
6.922996, scale = 0.4937772, shape = 0.02882015)\n                                Distribution."

$method
[1] "Kolmogorov-Smirnov GOF"

$data
[1] 7.80 7.50 6.60 6.80 7.80 6.90 8.09 6.40 7.00 6.40 7.90 7.40 6.50 7.00 7.30 8.60 7.60 7.50
[19] 7.40 7.70 7.80 6.70 8.60 7.00 6.40 7.00 7.80 6.60 6.40 7.30 6.80 6.70 6.80 6.70 7.80 6.90
[37] 6.80 6.90 7.00 7.00 7.70 6.50 6.80 7.50 7.60 6.40 9.10 6.70 7.70 8.40 7.40 7.60 7.80 6.70
[55] 7.10 6.10 7.10 7.00 6.60 6.70 7.50 7.20 6.90 7.30

$data.name
[1] "semesteran$max_semester"

$bad.obs
[1] 0

attr("class")
[1] "gof"
Warning message:
In ks.test(x = c(7.8, 7.5, 6.6, 6.8, 7.8, 6.9, 8.09, 6.4, 7, 6.4, :
  ties should not be present for the Kolmogorov-Smirnov test
> #3 Bulan
> gofTest(triwulanan$max_triwulan, distribution="gev", test="ks",param.list=list(location
=6.53005469 , scale = 0.48549310 , shape = -0.02272808))
$distribution
[1] "Generalized Extreme Value(location = 6.530055, scale = 0.4854931, shape = -
0.02272808)"

$dist.abb
[1] "gevd"

$distribution.parameters
location      scale      shape
6.53005469  0.48549310 -0.02272808

$n.param.est
```

## Lanjutan

```
[1] 0

$estimation.method
NULL

$statistic
  ks
0.05153909

$sample.size
[1] 128

$parameters
  n
128

$p.value
[1] 0.8858401

$alternative
[1] "True cdf does not equal the\n                                Generalized Extreme Value(location =  
6.530055, scale = 0.4854931, shape = -0.02272808)\n                                Distribution."  
Distribution.

$method
[1] "Kolmogorov-Smirnov GOF"

$data
 [1] 6.20000 6.54858 6.50000 6.20000 7.00000 6.90000 8.09000 6.40000 6.50000 6.20000  
5.90000
 [12] 7.40000 6.10000 6.50000 7.30000 8.60000 7.60000 7.50000 7.40000 7.70000 6.80000  
6.50000
 [23] 7.20000 6.10000 6.40000 7.00000 7.80000 5.70000 6.40000 6.60000 6.30000 6.30000  
7.80000
 [34] 7.50000 6.60000 6.80000 7.80000 6.10000 7.90000 6.40000 7.00000 6.40000 7.90000  
6.40000
 [45] 6.50000 7.00000 6.70000 6.90000 6.80000 6.10000 6.00000 6.30000 7.80000 6.70000  
8.60000
 [56] 7.00000 6.00000 6.00000 6.60000 6.60000 6.00000 7.30000 6.80000 6.70000 6.40000  
6.70000
 [67] 6.70000 6.50000 6.60000 6.40000 7.00000 6.00000 6.70000 6.40000 6.80000 6.50000  
6.40000
 [78] 6.00000 7.30000 6.70000 7.70000 8.40000 6.60000 7.60000 7.00000 6.70000 6.60000  
6.10000
 [89] 6.20000 7.00000 6.00000 6.40000 7.50000 7.20000 6.90000 6.30000 6.80000 6.40000  
7.80000
[100] 6.90000 6.80000 6.90000 6.30000 7.00000 7.70000 6.50000 6.80000 7.50000 7.60000  
6.40000
```

## Lanjutan

```
[111] 9.10000 6.50000 6.30000 6.80000 7.40000 6.90000 7.80000 6.30000 7.10000 6.00000  
7.10000  
[122] 6.90000 6.60000 6.70000 6.10000 7.10000 6.00000 7.30000  
  
$data.name  
[1] "triwulanan$max_triwulan"  
  
$bad.obs  
[1] 0  
  
attr("class")  
[1] "gof"  
Warning message:  
In ks.test(x = c(6.2, 6.54858, 6.5, 6.2, 7, 6.9, 8.09, 6.4, 6.5, :  
ties should not be present for the Kolmogorov-Smirnov test
```

## Lampiran 7 Visualisasi Pembagian *Block Maxima*

```
#Visualisasi Scatter 12 Bulan
periode <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data 32 Block.csv")
periode$warna12 <- as.factor(periode$warna12)
periode$bulan <- as.Date(periode$bulan, "%d/%m/%Y")
ggplot(periode, aes(x=bulan,y=max_bulan,color=warna12)) + geom_point(size=1.5) +
  scale_color_brewer(palette = "Dark2") +
  labs(x = "Tahun",y = "Magnitude") + theme(legend.position="none") +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1990-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1991-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1992-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1993-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1994-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1995-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1996-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1997-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1998-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("1999-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2000-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2001-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2002-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2003-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2004-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2005-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2006-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2007-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2008-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2009-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2010-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2011-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2012-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2013-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2014-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2015-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2016-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2017-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2018-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2019-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2020-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2021-12-01"), col='blue') + theme_bw()

#Visualisasi Scatter 6 Bulan
periode <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data 64 Block - 1.csv")
periode$warna6 <- as.factor(periode$warna6)
periode$bulan <- as.Date(periode$bulan, "%d/%m/%Y")
ggplot(periode, aes(x=bulan,y=max_bulan,color=warna6)) + geom_point(size=1.5) +
  scale_color_brewer(palette = "Dark2") +
  labs(x = "Tahun",y = "Magnitude") + theme(legend.position="none") +
```

## Lanjutan

```
geom_vline(xintercept = as.Date("1990-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1991-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1992-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1993-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1994-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1995-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1996-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1997-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1990-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1991-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1992-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1993-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1994-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1995-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1996-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1997-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1998-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1999-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2000-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2001-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2002-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2003-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2004-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2005-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1998-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1999-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2000-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2001-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2002-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2003-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2004-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2005-06-01"), col='blue') + theme_bw()
```

```
periode <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data 64 Block - 2.csv")  
periode$warna6 <- as.factor(periode$warna6)  
periode$bulan <- as.Date(periode$bulan, "%d/%m/%Y")  
ggplot(periode, aes(x=bulan,y=max_bulan,color=warna6)) + geom_point(size=1.5) +  
scale_color_brewer(palette = "Dark2") +  
labs(x = "Tahun",y = "Magnitude") + theme(legend.position="none") +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2006-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2007-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2008-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2009-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2010-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2011-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2012-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2013-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2006-06-01"), col='blue') +
```

## Lanjutan

```
geom_vline(xintercept = as.Date("2007-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2008-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2009-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2010-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2011-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2012-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2013-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2014-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2015-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2016-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2017-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2018-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2019-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2020-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2021-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2014-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2015-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2016-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2017-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2018-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2019-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2020-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("2021-06-01"), col='blue') + theme_bw()
```

### #Visualisasi Scatter 3 Bulan

```
periode <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data 128 Block - 1.csv")  
periode$warna3 <- as.factor(periode$warna3)  
periode$bulan <- as.Date(periode$bulan, "%d/%m/%Y")  
ggplot(periode, aes(x=bulan,y=max_bulan,color=warna3)) + geom_point(size=1.5) +  
scale_color_brewer(palette = "Dark2") +  
labs(x = "Tahun",y = "Magnitude") + theme(legend.position="none") +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1990-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1990-09-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1990-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1990-03-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1991-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1991-09-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1991-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1991-03-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1992-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1992-09-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1992-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1992-03-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1993-12-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1993-09-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1993-06-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1993-03-01"), col='blue') +  
geom_vline(xintercept = as.Date("1994-12-01"), col='blue') +
```

## Lanjutan

## Lanjutan

```
periode <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data 128 Block - 2.csv")
periode$warna3 <- as.factor(periode$warna3)
periode$bulan <- as.Date(periode$bulan, "%d/%m/%Y")
ggplot(periode, aes(x=bulan,y=max_bulan,color=warna3)) + geom_point(size=1.5) +
  scale_color_brewer(palette = "Dark2") +
  labs(x = "Tahun",y = "Magnitude") + theme(legend.position="none") +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2006-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2006-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2006-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2006-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2007-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2007-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2007-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2007-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2008-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2008-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2008-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2008-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2009-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2009-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2009-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2009-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2010-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2010-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2010-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2010-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2011-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2011-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2011-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2011-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2012-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2012-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2012-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2012-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2013-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2013-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2013-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2013-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2014-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2014-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2014-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2014-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2015-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2015-09-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2015-06-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2015-03-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2016-12-01"), col='blue') +
  geom_vline(xintercept = as.Date("2016-09-01"), col='blue') +
```

## Lanjutan

```
geom_vline(xintercept = as.Date("2016-06-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2016-03-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2017-12-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2017-09-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2017-06-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2017-03-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2018-12-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2018-09-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2018-06-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2018-03-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2019-12-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2019-09-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2019-06-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2019-03-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2020-12-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2020-09-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2020-06-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2020-03-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2021-12-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2021-09-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2021-06-01"), col='blue') +  
  geom_vline(xintercept = as.Date("2021-03-01"), col='blue') + theme_bw()
```

## Lampiran 8 Visualisasi Peta *Magnitude* Gempa Bumi Berdasarkan Pembagian *Block Maxima*

```
#visualisasi mapping seluruh gempa sejak tahun 1990-2021
gempa <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data Gempa Bumi Tugas Akhir.csv")

global <- map_data("world")
peta <- ggplot() +
  geom_polygon(data = global, aes(x=long, y = lat, group = group),
               fill = "gray85", color = "gray80") +
  coord_fixed(1.3) +
  xlim(94,142) +
  ylim(-11,7.5)
peta
pg <- peta +
  geom_point(data = gempa,aes(x = longitude, y = latitude, color=factor(cat), alpha=0.00001)) +
  scale_color_manual(values = c("seagreen","red","orange")) +
  labs(color = "keterangan :") + guides(alpha = FALSE) + theme_bw()
pg

#Visualisasi mapping seluruh gempa Periode 12 Bulan
tahunan <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data Tahunan.csv")
global <- map_data("world")
peta <- ggplot() +
  geom_polygon(data = global, aes(x=long, y = lat, group = group),
               fill = "gray85", color = "gray80") +
  coord_fixed(1.3) +
  xlim(94,142) +
  ylim(-11,6)
ptahun <- peta +
  geom_point(data = tahunan,aes(x = longitude, y = latitude, color=factor(cat))) +
  scale_color_manual(values = c("red","orange","seagreen")) +
  labs(color = "keterangan :") + guides(size = FALSE) + theme_bw()
ptahun

#Visualisasi mapping seluruh gempa Periode 6 Bulan
semesteran <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data Semester.csv")
global <- map_data("world")
peta <- ggplot() +
  geom_polygon(data = global, aes(x=long, y = lat, group = group),
               fill = "gray85", color = "gray80") +
  coord_fixed(1.3) +
  xlim(94,142) +
  ylim(-11,7.5)
psemester <- peta +
  geom_point(data = semesteran,aes(x = longitude, y = latitude, color=factor(cat))) +
  scale_color_manual(values = c("red","orange","seagreen")) +
  labs(color = "keterangan :") + guides(size = FALSE) + theme_bw()
```

## Lanjutan

```
psemester

#Visualisasi mapping seluruh gempa Periode 3 Bulan
triwulanan <- read.csv("D:/00/TA/Data TA Full/Data Triwulan.csv")
global <- map_data("world")
peta <- ggplot() +
  geom_polygon(data = global, aes(x=long, y = lat, group = group),
    fill = "gray85", color = "gray80") +
  coord_fixed(1.3) +
  xlim(94,142) +
  ylim(-11,7.5)
ptriwulan <- peta +
  geom_point(data = triwulanan,aes(x = longitude, y = latitude, color=factor(cat))) +
  scale_color_manual(values = c("red","orange","seagreen")) +
  labs(color = "keterangan :") + guides(size = FALSE) + theme_bw()
ptriwulan
```

**Lampiran 9** Syntax RStudio *Return Level* dari Hasil Estimasi Parameter GEV dengan MLE dan MCMC

```
#Return Level  
#12 Bulan  
gevbayes=rgevd(11000,location = 7.259, scale= 0.5409, shape= -0.0790)  
fitgevbayes=fevd/gevbayes, type="GEV", method="Bayesian")  
return.level.fevd.bayesian(fitgevbayes,c(5,10,20,30))
```

**Lampiran 10** *Output RStudio Return Level* dari Hasil Estimasi Parameter GEV dengan MLE dan MCMC

```
> #Return Level
> #12 Bulan
> gevbayes=rgevd(11000,location = 7.259, scale= 0.5409, shape= -0.0790)
> fitgevbayes=fevd(gevbayes,type="GEV",method="Bayesian")
> return.level.fevd.bayesian(fitgevbayes,c(5,10,20,30))
fevd(x = gevbayes, type = "GEV", method = "Bayesian")
return.level.fevd.bayesian(x = fitgevbayes, return.period = c(5,
10, 20, 30))
```

GEV model fitted to gevbayes

Data are assumed to be stationary

[1] "Return Levels for period units in years"

5-year level 10-year level 20-year level 30-year level  
8.116235 8.581320 9.050074 9.330212

## Lampiran 11 Syntax OpenBugs

```
#Periode 12 Bulan
model {
    for( i in 1:32) {
        g[i] ~ dgev(location, scale, shape)
    }
    location ~ dnorm(7.2593,1000)
    scale ~ dgamma(0.5144, 0.01)
    shape ~ dnorm(-0.0860,100)
}

list(g= c( 7.80, 7.50, 7.80, 6.90, 7.80, 6.90, 8.09, 7.00, 7.70, 6.50, 7.90, 7.50, 7.60, 7.00, 9.10,
8.60, 7.70, 8.40, 7.40, 7.70, 7.80, 6.70, 8.60, 7.00, 7.10, 7.00, 7.80, 6.70, 7.50, 7.30, 6.90, 7.30))
list(location=NA, scale=NA, shape=NA)

#Periode 6 Bulan
model {
    for( i in 1:64) {
        g[i] ~ dgev(location, scale, shape)
    }
    location ~ dnorm(6.9230,1000)
    scale ~ dgamma(0.4938,0.01)
    shape ~ dnorm(-0.0288,100)
}

list(g= c(7.80, 7.50, 6.60, 6.80, 7.80, 6.90, 8.09, 6.40, 7.00, 6.40, 7.90, 7.40, 6.50, 7.00, 7.30,
8.60, 7.60, 7.50, 7.40, 7.70, 7.80, 6.70, 8.60, 7.00, 6.40, 7.00, 7.80, 6.60, 6.40, 7.30, 6.80, 6.70,
6.80, 6.70, 7.80, 6.90, 6.80, 6.90, 7.00, 7.00, 7.70, 6.50, 6.80, 7.50, 7.60, 6.40, 9.10, 6.70, 7.70,
8.40, 7.40, 7.60, 7.80, 6.70, 7.10, 6.10, 7.10, 7.00, 6.60, 6.70, 7.50, 7.20, 6.90, 7.30))
list(location=NA, scale=NA, shape=NA)

#Periode 3 Bulan
model {
    for( i in 1:128) {
        g[i] ~ dgev(location, scale, shape)
    }
    location ~ dnorm(6.5301,1000)
    scale ~ dgamma(0.4855,0.01)
    shape ~ dnorm(0.0227,100)
}

list(g= c(6.20, 6.55, 6.50, 6.20, 7.00, 6.90, 8.09, 6.40, 6.50, 6.20, 5.90, 7.40, 6.10, 6.50, 7.30,
8.60, 7.60, 7.50, 7.40, 7.70, 6.80, 6.50, 7.20, 6.10, 6.40, 7.00, 7.80, 5.70, 6.40, 6.60, 6.30, 6.30,
7.80, 7.50, 6.60, 6.80, 7.80, 6.10, 7.90, 6.40, 7.00, 6.40, 7.90, 6.40, 6.50, 7.00, 6.70, 6.90, 6.80,
6.10, 6.00, 6.30, 7.80, 6.70, 8.60, 7.00, 6.00, 6.00, 6.60, 6.60, 6.00, 7.30, 6.80, 6.70, 6.40, 6.70,
6.70, 6.50, 6.60, 6.40, 7.00, 6.00, 6.70, 6.40, 6.80, 6.50, 6.40, 6.00, 7.30, 6.70, 7.70, 8.40, 6.60,
7.60, 7.00, 6.70, 6.60, 6.10, 6.20, 7.00, 6.00, 6.40, 7.50, 7.20, 6.90, 6.30, 6.80, 6.40, 7.80, 6.90,
6.80, 6.90, 6.30, 7.00, 7.70, 6.50, 6.80, 7.50, 7.60, 6.40, 9.10, 6.50, 6.30, 6.80, 7.40, 6.90, 7.80,
6.30, 7.10, 6.00, 7.10, 6.90, 6.60, 6.70, 6.10, 7.10, 6.00, 7.30))
```

## **BIODATA PENULIS**



Fadhela Anindya Rahmadani atau biasa dipanggil Dhela lahir di Surabaya, 7 Februari 2000. Pendidikan formal yang pernah ditempuh penulis yaitu TK Mekar Sari Surabaya, SD Negeri Kendangsari V/562 Surabaya, SMP Negeri 12 Surabaya, SMA Negeri 5 Surabaya. Penulis menempuh pendidikan S1 di Departemen Aktuaria. Selama kuliah penulis aktif di kegiatan organisasi yaitu HIMASAKTA ITS sebagai staf PSDM serta tim penyusun PPSDM HIMASAKTA ITS. Selain aktif dalam kegiatan organisasi penulis aktif mengikuti beberapa kepanitian seperti GERIGI ITS dan INI LHO ITS. Demikian biodata penulis. Untuk kritik, saran, dan diskusi mengenai Tugas Akhir ini dapat menghubungi penulis melalui email fadhelaanindya@gmail.com.