TUGAS AKHIR – SA234801

PREDIKSI CURAH HUJAN EKSTREM PROVINSI ACEH MENGGUNAKAN *SPATIAL EXTREME VALUE* DENGAN PENDEKATAN *MAX STABLE PROCESSES*

ALIEF ATHAGHALY

NRP 06311940000019

Dosen Pembimbing

Ulil Azmi, S.Si., M.Si.

NIP. 19902021912069

Program Studi Sarjana Sains Aktuaria

Departemen Aktuaria

Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2025

TUGAS AKHIR – SA234801

PREDIKSI CURAH HUJAN EKSTREM PROVINSI ACEH MENGGUNAKAN *SPATIAL EXTREME VALUE* DENGAN PENDEKATAN *MAX STABLE PROCESSES*

ALIEF ATHAGHALY

NRP 06311940000019

Dosen Pembimbing

Ulil Azmi, S.Si., M.Si.

NIP. 19902021912069

Program Studi Sarjana Sains Aktuaria

Departemen Aktuaria

Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2025

FINAL PROJECT – SA234801

EXTREME RAINFALL FORCASTING IN ACEH PROVINCE USING SPATIAL EXTREME VALUE WITH MAX STABLE PROCESSES APPROACH

ALIEF ATHAGHALY

NRP 06311940000019

Advisor

Ulil Azmi, S.Si., M.Si.

NIP. 19902021912069

Study Program of Actuarial Science

Department of Actuarial Science

Faculty of Science and Data Analytics

Sepuluh Nopember Institute of Technology

Surabaya

2025

LEMBAR PENGESAHAN

PREDIKSI CURAH HUJAN EKSTREM PROVINSI ACEH MENGGUNAKAN *SPATIAL EXTREME VALUE* DENGAN PENDEKATAN *MAX STABLE PROCESSES*

TUGAS AKHIR

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

Oleh: **ALIEF ATHAGHALY**
NRP. 06311940000019

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir:

1.	Ulil Azmi, S.Si., M.Si.	Pembimbing	( )
2.	R. Mohamad Atok, M.Si., Ph.D.	Penguji	( )
3.	Dimaz Wisnu Adipradana, S.Si., M.Si.	Penguji	( )

SURABAYA

Juli, 2025

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

APPROVAL SHEET

EXTREME RAINFALL FORECASTING IN ACEH PROVINCE USING SPATIAL EXTREME VALUE WITH MAX STABLE PROCESSES APPROACH

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

Sepuluh Nopember Institute of Technology

By: **ALIEF ATHAGHALY**

NRP. 06311940000019

Approved by Final Project Examiner Team:

1.	Ulil Azmi, S.Si., M.Si.	Advisor	( )
2.	R. Mohamad Atok, M.Si., Ph.D.	Examiner	( )
3.	Dimaz Wisnu Adipradana, S.Si., M.Si.	Examiner	( )

SURABAYA

July, 2025

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

PERNYATAAN ORISINILITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa / NRP	:	Alief Athaghaly / 06311940000019
Program studi	:	Sains Aktuaria
Dosen Pembimbing / NIP	:	Ulil Azmi, S.Si., M.Si. / 19902021912069

Dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul "Prediksi Curah Hujan Ekstrem Provinsi Aceh Menggunakan *Spatial Extreme Value* dengan Pendekatan *Max Stable Processes*" 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 2025

Mengetahui
Dosen Pembimbing

Ulil Azmi, S.Si., M.Si.
NIP. 19902021912069

Mahasiswa

Alief Athaghaly
NRP. 0631194000019

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

STATEMENT OF ORIGINALITY

The undersigned below:

Student name / NRP	:	Alief Athaghaly / 06311940000019
Study program	:	Actuarial Science
Advisor / NIP	:	Ulil Azmi, S.Si., M.Si. / 19902021912069

Hereby declare that the Final Project with the title "Extreme Rainfall Forecasting in Aceh Province Using Spatial Extreme Value with Max Stable Processes" is the result of my own work, original, and written by following the rules of scientific writing.

If in the future there is any discrepancy with this statement, then I am willing to accept sanctions in accordance with the applicable provisions at the Sepuluh Nopember Institute of Technology.

Surabaya, July 2025

Acknowledged Advisor	Student
Ulil Azmi, S.Si., M.Si. NIP. 19902021912069	Alief Athaghaly NRP. 06311940000019

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

ABSTRAK

PREDIKSI CURAH HUJAN EKSTREM PROVINSI ACEH MENGGUNAKAN *SPATIAL EXTREME VALUE* DENGAN PENDEKATAN *MAX STABLE PROCESSES*

Nama Mahasiswa / NRP : Alief Athaghaly / 06311940000019
Departemen : Aktuaria FSAD – ITS
Dosen Pembimbing : Ulil Azmi, S.Si., M.Si.

Abstrak

Data Informasi Bencana Indonesia (DIBI) dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) menyatakan dalam 25 tahun kebelakang provinsi Aceh mengalami 1.032 kejadian bencana banjir serta 115 kejadian bencana longsor. Kejadian ini telah memberikan dampak kerusakan yang sangat besar bagi pemerintah dan masyarakat Aceh. Curah hujan ekstrem merupakan salah satu faktor utama yang menyebabkan bencana alam banjir dan longsor terjadi. Penelitian ini menerapkan metode *Spatial Extreme Value* (SEV) dalam pemodelan curah hujan ekstrem dengan pendekatan *Max Stable Processes* (MSP) model *Brown-Resnick*. Data yang digunakan pada penelitian ini berupa curah hujan harian dari 6 titik pengamatan yang tersebar di Kecamatan/Kota di Provinsi Aceh (Baiturrahman, Muara Dua, Johan Pahlawan, Tapak Tuan, Lut tawar, dan Kuala Simpang) dengan rentang waktu 1 Desember 2004 – 30 November 2024. Pengambilan data ekstrem dilakukan dengan metode *Block Maxima* menggunakan *R Largest Order* dimana nilai r yang digunakan sebesar 2. Pembagian data ekstrem menjadi data *training* dan *testing* dengan proporsi 80% dan 20%. Data ekstrem kemudian ditransformasi ke unit margin *Frechet Z*. Selanjutnya dihitung koefisien ekstremal yang menghasilkan nilai diantara 1.12 – 2 yang menunjukkan adanya hubungan di beberapa pasangan lokasi. Dibentuk model *trend surface* dari kombinasi koordinat *longitude latitude* sehingga ditentukan model terbaik berdasarkan TIC terkecil. Didapatkan model *trand surface* terbaik adalah model yang melibatkan koordinat *longitude* pada parameter bentuk dan parameter skala. Menggunakan model terbaik tersebut dilakukan estimasi parameter secara spasial mengikuti model *Brown-Resnick*. Selanjutnya diukur tingkat akurasi model yang dihasilkan dari estimasi parameter spasial berdasarkan perbandingan *return value* dan data *testing*. Nilai MAPE yang didapatkan adalah 36.9% dimana nilai ini berada pada kategori layak untuk digunakan. Langkah terakhir yaitu menghitung prediksi curah hujan ekstrem untuk periode 10, 15, dan 20 tahun ke depan. Hasil prediksi untuk periode 10 tahun kedepan pada lokasi Baiturrahman, Muara Dua, Johan Pahlawan, Tapak Tuan, Lut tawar, dan Kuala Simpang secara berturut-turut adalah 217.9449 mm/hari, 108.9558 mm/hari, 232.449 mm/hari, 131.3434 mm/hari, 137.1291 mm/hari, 114.06 mm/hari. nilai prediksi ini terus meningkat seiring bertambahnya waktu untuk seluruh titik pengamatan. Seluruh hasil prediksi tersebut masuk dalam kategori sangat lebat. Hasil ini dapat digunakan oleh pihak terkait seperti Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) atau Badan Penanggunalangan Bencana Aceh (BPBA) untuk melakukan upaya mitigasi bencana alam.

Kata kunci: Curah Hujan, *Spatial Extreme Value, Max Stable Processes, Brown-Resnick, r-Largest Order, Return Level.*

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

ABSTRACT

EXTREME RAINFALL FORECASTING IN ACEH PROVINCE USING SPATIAL EXTREME VALUE WITH MAX STABLE PROCESSES APPROACH

Student Name / NRP	**: Alief Athaghaly / 06311940000019**
Department	**: Actuarial FSAD – ITS**
Advisor	**: Ulil Azmi, S.Si., M.Si.**

Abstract

The Indonesia Disaster Information Database (DIBI) from the National Disaster Management Agency (BNPB) reported that over the past 25 years, Aceh Province has experienced 1,032 flood incidents and 115 landslide events. These disasters have caused significant damage to both the government and the people of Aceh. Extreme rainfall is one of the main factors contributing to the occurrence of these natural disasters. This study applies the Spatial Extreme Value (SEV) method for modeling extreme rainfall using the Max Stable Processes (MSP) approach with the Brown-Resnick model. The data used in this research consist of daily rainfall observations from six monitoring points distributed across districts/cities in Aceh Province (Baiturrahman, Muara Dua, Johan Pahlawan, Tapak Tuan, Lut Tawar, and Kuala Simpang) covering the period from December 1, 2004, to November 30, 2024. Extreme data extraction was conducted using the Block Maxima method with the R Largest Order approach, where the value of rrr used is 2. The extreme data were divided into training and testing datasets with a proportion of 80% and 20%, respectively. The extreme data were then transformed into Frechet Z unit margins. Subsequently, the extremal coefficient was calculated, resulting in values between 1.12 and 2, indicating relationships between certain location pairs. A trend surface model was formed based on combinations of longitude and latitude coordinates, and the best model was determined based on the smallest TIC value. The best trend surface model involved the longitude coordinate in both the shape and scale parameters. Using this optimal model, spatial parameter estimation was performed following the Brown-Resnick model. The accuracy of the model resulting from the spatial parameter estimation was evaluated by comparing the return values with the testing data. The obtained MAPE value was 36.9%, which falls within the acceptable category for practical use. The final step was to predict extreme rainfall for the next 10, 15, and 20 years. The prediction results for the next 10 years at the locations of Baiturrahman, Muara Dua, Johan Pahlawan, Tapak Tuan, Lut Tawar, and Kuala Simpang are, respectively, 217.9449 mm/day, 108.9558 mm/day, 232.449 mm/day, 131.3434 mm/day, 137.1291 mm/day, and 114.06 mm/day. These predicted values show an increasing trend over time at all monitoring points and are categorized as very heavy rainfall. These findings can be utilized by relevant agencies such as the National Disaster Management Agency (BNPB) or the Aceh Disaster Management Agency (BPBA) to implement disaster mitigation efforts effectively.

Keywords: ***Rainfall, Spatial Extreme Value, Max Stable Processes, Brown-Resnick, r-Largest Order, Return Level.***

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

KATA PENGANTAR

Segala puji dan rasa syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas berkat dan rahmat-Nya yang memungkinkan penulis untuk menyelesaikan tugas akhir dengan judul "Prediksi Curah Hujan Ekstrem Provinsi Aceh Menggunakan *Spatial Extreme Value* dengan Pendekatan *Max Stable Processes*" sebagai syarat kelulusan Program Studi Sarjana (S1) dengan baik. Penulis juga ingin menyampaikan terima kasih yang mendalam kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan selama penulisan tugas akhir ini. Pada kesempatan ini, penulis khususnya ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan segalanya.
2. Ayah dan Mama yang selalu memberikan dukungan dalam bentuk apapun agar senantiasa diberikan keberkahan dari apapun yang telah dan akan dilakukan oleh penulis.
3. Nek Linda, Adik Aufar dan Adik Hani (Bangoh dan Deknong) yang telah memberikan dukungan serta doa dalam proses pengerjaan Tugas Akhir ini.
4. Seluruh keluarga besar yang senantiasa memberikan dorongan untuk penulis dalam menyelesaikan studi sarjana ini.
5. Bapak R. Mohamad Atok, M.Si., Ph.D. Kepala Departemen Aktuaria yang mengembangkan Mahasiswa Departemen Aktuaria menjadi mahasiswa yang berkompeten di ranahnya.
6. Ibu Ulil Azmi, S.Si., M.Si. selaku Dosen Wali yang telah membantu penulis dalam menjalankan studi sarjana ini sekaligus sebagai Dosen Pembimbing yang senantiasa menjadi tempat berdiskusi dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.
7. Bapak R. Mohamad Atok, M.Si., Ph.D. dan Bapak Dimaz Wisnu Adipradana, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membantu penulisan Tugas Akhir.
8. Dosen dan Tenaga Pendidik Aktuaria membimbing dan membantu penulis selama masa perkuliahan di Departemen Aktuaria
9. Sherly Sanda Taurista yang mau mendampingi setiap tikungan cerita masa perkuliahan dan selalu memberi opsi lain kepada penulis agar tetap waras dalam pengerjaan Tugas Akhir ini
10. Ahimsa Fabiansa yang dengan ikhlas telah meminjamkan laptop kepada penulis sehingga dapat menyusun Tugas Akhir ini.
11. Teman teman Anggota PLH SIKLUS ITS yang telah menjadi rumah selama masa perantauan di Surabaya.
12. Teman teman mahasiswa Aktuaria angkatan 2019 hingga 2023 yang telah membersamai penulis selama masa perkuliahan di Departeme Aktuaria

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih memiliki banyak kekurangan, oleh Besar harapan penulis atas bermanfaatnya tugas akhir ini kepada para pembaca dan pihak-pihak yang berkepentingan.

Surabaya, Juli 2025

Penulis

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

(“*Halaman ini sengaja dikosongkan*”)

DAFTAR TABEL

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Curah hujan merupkan jumlah air hujan yang jatuh selama periode waktu tertentu yang diukur dengan satuan tinggi (mm) diatas permukaan tanah horizontal dengan asumsi tidak terjadi infiltrasi, run off, maupun evaporasi (Ruswanti, 2020). Mengacu pada BMKG (2008) dalam pengelompokan curah hujan dibagi menjadi beberapa kriteria. Curah hujan dengan pengukuran 5 – 20 mm/hari termasuk dalam hujan ringan, 21 – 50 mm/hari termasuk dalam hujan sedang, 51 – 100 mm/hari termasuk dalam hujan lebat, dan >100 mm/hari merupakan hujan sangat lebat. Letak gegorafis Indonesia yang berada diantara dua benua dan dua samudra memberikan pengaruh terhadap musim dan iklim yang terjadi. Dengan pengaruh dari angin muson barat yang bersifat basah serta iklim laut di Indonesia, mengakibatkan curah hujan tinggi dapat terjadi sewaktu waktu (CNN, 2023). Hal ini mengakibatkan Indonesia sebagai negara yang rentan atas kejadian bencana klimatologis.

Data Informasi Bencana Indonesia (DIBI) dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) menyatakan dalam 25 tahun kebelakang provinsi Aceh mengalami 1.032 kejadian bencana banjir serta 115 kejadian bencana longsor. Berdasarkan dari sumber yang sama, kejadian tersebut telah memberikan dampak kerusakan terhadap 560.383 rumah dan juga kerusakan pada 1.680 fasilitas umum, pendidikan, kesehatan, dan peribadatan. Mengutip dari berita yang disampaikan oleh laman resmi Pemerintah Aceh, kota Subulussalam, Aceh Tenggara, Aceh singkil, dan Aceh Jaya menjadi wilayah yang dilanda banjir akibat dari curah hujan yang tinggi (Pemerintah Provinsi Aceh, 2024). Curah hujan ekstrem merupakan salah satu faktor utama yang menyebabkan bencana alam banjir dan longsor terjadi. Curah hujan yang terlalu tinggi dapat menyebabkan sungai meluap di beberapa daerah hingga mengakibatkan banjir (Patandean dkk., 2021). Menurut Agustina dkk. (2020) curah hujan yang tinggi juga dapat menyebabkan lonjakan pada kelembaban tanah yang kemudian memicu terjadinya tanah longsor. Apabila tidak ada upaya penanggulangan bencana yang memadai, maka dampak yang diberikan akan terus menerus dirasakan oleh masyarakat serta dapat mengancam sektor penting dalam pemenuhan kebutuhan masyarakat.

Analisis curah hujan ekstrem merupakan langkah yang dapat dilakukan sebagai bentuk upaya mitigasi risiko yang timbul akibat bencana banjir dan longsor. *Extreme Value Theory* (EVT) merupakan salah satu metode statistika yang digunakan untuk mengidentifikasi kejadian ekstrem (Yasin Dkk., 2019). Dalam penentuan nilai ekstrem dari curah hujan yang terjadi, terdapat dua pendekatan yaitu *block maxima* (BM) dan *peak over threshold* (POT). Pendekatan BM bekerja dengan cara mengidentifikasi nilai maksimum dari data pengamatan yang telah dikelompokkan menjadi periode tertentu serta data sampel nilai ekstrem yang diambil akan mengikuti distribusi generalized extreme value (GEV) (Coles, 2001). Penentuan nilai ekstrem menggunakan BM dapat menggunakan beberapa nilai terbesar (*r-largest order*). Hal ini dilakukan untuk memaksimalkan informasi dari data dibandingkan hanya menggunakan nilai maksimum tiap blok saja namun, pemilihan nilai *r* pada *r-largest order* yang tepat merupakan langkah yang krusial. nilai *r* pada *r-largest order* merupakan banyak nya nilai ekstrem yang diambil dari setiap blok waktu dalam metode BM . Nilai *r-largest order* yang terlalu kecil dapat menyebabkan hilangnya informasi berharga, sementara nilai yang terlalu besar dapat menimbulkan bias dan meningkatkan variansi parameter estimasi (Coles, 2001). Menurut Bader dkk. (2016), pendekatan terbaik dalam memilih nilai *r-largest order* adalah kombinasi antara pertimbangan statistik (AIC) dan pemeriksaan stabilitas parameter serta validitas asumsi distribusi ekstrem.

Namun metode EVT hanya mampu menjelaskan kejadian ekstrem yang univariat, sedangkan fenomena curah hujan esktrem termasuk sebagai data spasial karena pengamatan dilakukan di beberapa lokasi (Hakim, 2016). Hal ini membuat pemodelan univariate seringkali tidak memadai sehingga dibutuhkan pendekatan secara spasial agar dapat memodelkan kejadian curah hujan ekstrem yang terjadi di daerah yang berdekatan (Nadila dan Machrani, 2023). Maka dari itu, penelitian ini menerapkan metode *Spatial Extreme Value* (SEV) yang merupakan perkembangan dari metode EVT untuk mengidentifikasi kejadian ekstrem pada data yang memiliki ketergantungan spasial dan multivariat berdasarkan banyak lokasi pengamatan (Yasin dkk., 2019).

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan metode *Spatial Extreme Value* (SEV) seperti yang dilakukan oleh Amalia (2017) yang menerapkan pemodelan SEV pendekatan copula dengan studi kasus pada pemodelan curah hujan ekstrem di Kab. Ngawi. Penelitian lainnya juga dilakukan oleh Boluwade dkk, (2024) yang membahas pemodelan spasial dari suhu ekstrem di *Canadian Prairies* menggunakan *Max Stable Processes*, penelitian yang dilakukan oleh Davison dkk, (2012) yang menerapkan pendekatan *Max Stable Processes* pada curah hujan di Swiss, dan juga penelitian yang dilakukan oleh Yasin dkk, (2019) yang menerapkan metode SEV dengan pendekatan *Max Stable Processes* untuk menganalisis curah hujan ekstrem di Kota Semarang, serta penelitian yang dilakukan oleh Hakim (2016) dengan menggunakan *Max Stable Processes* dengan studi kasus curah hujan ekstrem. Dari penelitian terdahulu ditemukan bahwa, *Max Stable Processes* merupakan pendekatang yang paling sering diaplikasikan pada kejadian ekstrem di lokasi tertentu. Hal ini dikarenakan pendekatan *Max Stable Processes* langsung didasari pada teori nilai ekstrem dan memiliki fleksibilitas dalam menggambarkan kejadian ekstrem dengan ketergantungan spasial dalam berbagai pola. Pada penelitian yang dilakukan oleh Hakim (2016), model *Smith, Schlather, Brown-Resnick* digunakan dalam analisis kejadian curah hujan ekstrem di Kab. Ngawi dengan hasil yang cukup baik dari ketiga model. Dalam penentuan model yang digunakan perlu mempertimbangkan ketergantungan pola spasial yang berbeda atau seragam dalam berbagai arah (anisotropik) serta juga mempertimbangkan perbedaan geografi dari lokasi pengamatan data yang dipilih. Model *Brown-Resnick* adalah model yang sesuai dalam memprediksi data maksima dengan kecenderungan anisotropik pada data (Buhl dan Claudia, 2016).

Penelitian ini mengambil data curah hujan di Provinsi Aceh dari 6 lokasi pengamatan yang memiliki karakteristik lokasi yang sangat berbeda. Dari setiap lokasi mewakili daerah perkotaan, pesisir, pegunungan, serta perbatasan wilayah Provinsi Aceh dan Sumatera Utara. Hal tersebut memberikan ketergantungan spasial yang anisotropik sehingga peneliti menemukan bahwa model *Brown-Resnick* yang dipilih untuk digunakan. Selain itu, penerapan metode SEV dengan pendekatan MSP model *Brown-Resnick* juga jarang dilakukan untuk curah hujan di Provinsi Aceh. Hal ini menjadi alasan kuat bagi peneliti untuk menerapkan metode tersebut dalam menganalisa kejadian curah hujan ekstrem di Provinsi Aceh. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data curah hujan harian pada periode 01 Desember 2004 – 30 November 2024 dari 6 titik pengamatan yang tersebar di beberapa kabupaten Provinsi Aceh. Data ini diperoleh dari *National and Space Administration* (NASA). Dalam mengidentifikasi nilai ekstrem, peneliti akan menggunakan pendekatan BM dengan menerapkan *r-Largest Order* dengan nilai *r* yang digunakan berdasarkan hasil analisis stabilitas dan kompleksitas model yang dibangun. Analisis berikutnya adalah melakukan estimasi parameter secara spasial. Langkah terakhir yang dilakukan yaitu mendapatkan nilai *return level*. Nilai *return level* yang dihasilkan diharapkan menjadi informasi yang digunakan oleh pihak terkait dan masyarakat Provinsi Aceh dalam penanggunalangan kejadian curah hujan ekstrem yang dapat menyebabkan bencana banjir dan longsor di daerah tersebut.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disusun, rumusan yang akan dibahas pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Berapa nilai *r* terbaik pada metode *block maxima r-largest order* dalam pengambilan sampel curah hujan ekstrem di Provinsi Aceh berdasarkan pengujian skor pada distribusi GEV*r*?
2. Bagaimana hasil estimasi parameter yang diperoleh dari sampel curah hujan ekstrem Provinsi Aceh dengan menggunakan metode *Spatial Extreme Value* pendekatan *Max Stable Processes* model *Brown-Resnick*?
3. Bagaimana hasil return level curah hujan pada 6 titik pengamatan di Provinsi Aceh untuk periode kedepan berdasarkan metode *Spatial Extreme Value* dengan pendekatan *Max Stable Processes* model *Brown-Resnick*?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data curah hujan diambil dari 6 titik pengamatan di Provinsi Aceh yang berada di Banda Aceh, Lhokseumawe, Aceh Barat, Aceh Selatan, Aceh Tengah, dan Aceh Tamiang.
2. Sampel curah hujan ekstrem diambil menggunakan metode *block maxima r-largest order* dengan rentang nilai *r* dari 1 hingga 5
3. Estimasi nilai ekstrem *Max Stable Processes* menggunakan model *Brown-Resnick*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai *r* terbaik pada metode *block maxima r-largest order* dalam pengambilan sampel curah hujan ekstrem di Provinsi Aceh berdasarkan pengujian skor pada distribusi GEV*r*
2. Memperoleh hasil estimasi parameter dari sampel curah hujan ekstrem di Provinsi Aceh dengan menggunakan metode *Spatia Extreme Value* pendekatan *Max-Stable Processes* model *Brown-Resnick.*
3. Memperoleh hasil *return level* curah hujan pada 6 titik pengamatan di Provinsi Aceh untuk periode kedepan berdasarkan metode *Spatial Extreme Value* dengan pendekatan *Max Stable Processes* model *Brown-Resnick.*

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi bidang keilmuan,
   Mengetahui aplikasi metode dan pengetahuan dari analisis *Spatial Extreme Value* dengan pendekatan *Max Stable Processes* model *Brown-Resnick* terhadap curah hujan ekstrem.
2. Bagi lembaga terkait seperti Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) atau Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG),
   Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai informasi dan referensi dalam penyusunan kebijakan mitigasi atas kejadian bencana alam akibat curah hujan di Provinsi Aceh khusunya di Kabupaten/Kota yang dipilih.
3. Bagi masyarakat,
   Hasil dari peneilitian ini dapat memberikan informasi mengenai kemungkinan curah hujan ekstrem yang dapat terjadi kepada masyarakat Provinsi Aceh dikemudian hari mengenai kemungkinan curah hujan

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Referensi penelitian terdahulu yang digunakan oleh penulis dalam penelitian ini tercantum pada Tabel 2.1 berikut

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

Penulis	Judul	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
Hakim (2016)	Pemodelan *Spatial Extreme Value* Dengan Pendekatan *Max Stable Process* (Studi Kasus: Pemodelan Curah Hujan Ekstrem di Kabupaten Ngawi	*Spatial Extreme Value*, *Max Stable Process* Model *Smith*, *Brown-Resnick*, dan *schlather*	Penelitian ini menggunakan data curah hujan harian dari 10 pos curah hujan di Kabupaten Ngawi periode 1991 – 2015. Penerapan 3 model pada *Max Stable Process* menghasilkan nilai RMSE dari terkecil hingga terbesar secara berturut-turut adalah model *Smith*, *Schlather*, kemudian *Brown-Resnick*.
Yasin dkk. (2019)	Prediksi Curah Hujan Ekstrem di Kota Semarang Menggunakan *Spatial Extreme Value* dengan Pendekatan *Max Stable Process* (MSP)	*Spatial Extreme Value*, *Max Stable Process* Model *Smith*	Data yang digunakan berasal dari 3 pos pemantauan hujan di Kota Semarang yaitu Stasiun Klimatologi Semarang, Stasiun Meteorologi Ahmad Yani, dan Stasiun Meteorologi Maritim Tanjung Mas dengan menggunakan periode return level 2, 4, 8, dan 10 tahun. Hasil yang tertinggi terletak pada Stasiun Pemantau Hujan Ahmad Yani dengan hasil 109.9379 mm untuk periode 2 tahun, 132.6133 mm untuk periode 4 tahun, 155.4454 mm untuk periode 8 tahun, dan 162.8795 mm untuk periode 10 tahun didapatkan peluang terlampauinya adalah 0.125, 0.0625, 0.031, dan 0.025 secara berturut-turut.
Oesting dan Naveau (2020)	*Spatial Modeling of Heavy Precipitation by Coupling Weather Station Recordings and Ensemble Forecasts with Max-Stable Processes*	*Max Stable Processes* dengan kombinasi dari model *max linier*, *generelized pareto process,* dan *brown-resnick.*	Penelitian ini menggabungkan antara data curah hujan harian dari stasiun cuaca di Prancis dengan *ensemble forecasts* yang didapatkan dari layanan cuaca nasional Prancis, Météo-France. Dari 4 model yang didapatkan, terdapat model C dan D yang memberikan kesesuaian terbaik berdasarkan nilai RMSE sebesar 0.23 dan 0.21 secara berturut-turut.
Nadila dan Machrani (2023)	Peramalan Curah Hujan Ekstrem Di Kota Medan Dengan Model *Spatial Extreme Value* Dengan Pendekatan *Max Stable Process*	*Spatial Extreme Value*, *Max Stable Process* Model *Smith*	Penelitian ini menggunakan data curah hujan dari Stasiun Maritim Belawan dan Stasiun BMKG Wilayah 1 untuk Kota Medan serta Stasiun Geofisika Deli Serdang, Stasiun Meteorologi Kualanamu, dan Stasiun Klimatologi Sumatera Utara untuk Kabupaten Deli Serdang. Prediksi periode kembali 2 tahun berikutnya didapatkan sebesar 122.98 mm, 139.13 mm, 218.09 mm, 91.87 mm, dan 174.18 mm.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu (lanjutan)

Penulis	Judul	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
Boluwade dkk. (2024)	*Spatial Modeling of Extreme Temperature in The Canadian Prairies using Max-Stable Processes.*	*Spatial Extreme Value*, Model *Max Stable Processes*.	Penelitian ini menggunakan data suhu maksimum harian tahunan (*annual maxima*) di *Canadian Prairies* periode 1970 – 2020. Dengan penerapan *max stable processe* model *extremal-t* menemukan bahwa periode ulang 25, 50, 75, dan 100 tahun menghasilkan suhu ekstrem secara berturut-turut sebesar 37.69˚C, 38.25˚C, 38.52˚C, dan 38.69˚C di wilayah selatan Canadian Prairies

2.2 Curah Hujan

Curah hujan merupakan jumlah air hujan yang jatuh selama periode waktu tertentu yang diukur dengan satuan tinggi (mm) diatas permukaan tanah horizontal dengan asumsi tidak terjadi infiltrasi, *run off*, maupun evaporasi (Ruswanti, 2020). Menurut Susilowati dan Sadad (2015), pengamatan curah hujan dapat dibedakan menjadi beberapa periode, yaitu curah hujan harian, bulanan, dan tahunan. Curah hujan harian adalah hujan yang terjadi dan tercatat pada stasiun pengamatan selama 24 jam, sedangkan curah hujan bulanan adalah jumlah curah hujan harian dalam satu bulan pengamatan pada stasiun pengamatan tertentu dan curah hujan tahunan adalah jumlah curah hujan bulanan dalam satu tahun pengamatan pada stasiun pengamatan tertentu.

Berdasarkan Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG), curah hujan harian dikelompokkan menjadi 5, yaitu sangat ringan, ringan, sedang, lebat, dan sangat lebat mengacu pada pengukuran curah hujan yang tercatat dari stasiun pengamatan. Batasan kelompok curah hujan untuk masing masing kategori tertera pada Tabel 2.2. (BMKG, 2008):

Tabel 2.2 Klasifikasi Curah Hujan

Kategori	Curah Hujan Harian
Sangat Ringan	<5 mm/hari
Ringan	5 – 20 mm/hari
Sedang	21 – 50 mm/hari
Lebat	51 – 100 mm/hari
Sangat Lebat	>100 mm/hari

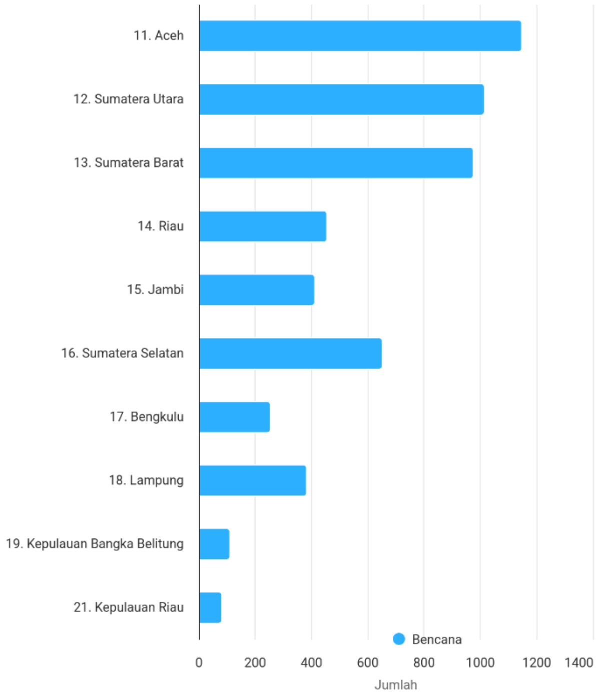
Sumber: BMKG, 2008

2.3 Provinsi Aceh

Provinsi Aceh terletak di bagian paling barat pulau Sumatera dengan ibu kota Banda Aceh. Provinsi ini memiliki luas wilayah mencapai 5.677.081 hektare, 18 Kabupaten, dan 5 Kota yang dihuni oleh lima juta lebih jiwa. Secara astronomis, Provinsi Aceh berada diantara 2˚ - 6˚ lintang utara dan 95˚ - 98˚ lintang selatan. Sebelah selatan berbatasan dengan Provinsi Sumatera Utara, sebelah barat berbatasan dengan Samudera Hindia, serta sebelah utara dan timur berbatasan dengan Selat Malaka. (Badan Penghubung Pemerintah Aceh, 2023)

Secara geografis dan geologis Provinsi Aceh mempunyai kondisi cuaca dan iklim yang berperan dalam tingakat kerentanan bencana alam. Kondisi iklim provinsi Aceh yang dipengaruhi oleh angin monsun membuat wilayah Aceh memiliki karakteristik temperatur udara tinggi dan juga curah hujan tinggi. Karakteristik ini membuat wilayah aceh menjadi rawan akan kejadian bencana alam hidro-meteorologi, seperti banjir, tanah longsor, kekeringan, dll. (Afrian dan Zukya, 2019)

Data Informasi Bencana Indonesia (DIBI) dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) menyatakan dalam 25 tahun kebelakang provinsi Aceh mengalami 1.032 kejadian bencana banjir serta 115 kejadian bencana longsor. Hal ini membuat provinsi Aceh menduduki pringkat pertama dari banyaknya kejadian banjir dan longsor di pulau Sumatera. Berdasarkan dari sumber yang sama, kejadian tersebut telah memberikan dampak kerusakan terhadap 560.383 rumah dan juga kerusakan pada 1.680 fasilitas umum, pendidikan, kesehatan, dan peribadatan. Mengutip dari berita yang disampaikan oleh laman resmi Pemerintah Aceh, kota Subulussalam, Aceh Tenggara, Aceh singkil, dan Aceh Jaya menjadi wilayah yang dilanda banjir akibat dari curah hujan yang tinggi (Pemerintah Provinsi Aceh, 2024).



Gambar 2.1 Total Kejadian Banjir dan Longsor di Pulau Sumatera

Gambar 2.1 menunjukkan total kejadian banjir dan longsor yang terjadi di Pulau Sumatera. Wilayah Aceh pada bagian utara timur, khususnya di Kabupaten Bireuen hingga Kota Kualasimpang, berada di atas Pegunungan Bukit Barisan. Sedangkan wilayah Aceh bagian barat selatan, khusunya di Kabupaten Aceh Jaya hingga Kabupaten Aceh Singkil, berada di bawah Pegunungan Bukit Barisan. Perbedaan letak ini berpengaruh terhadap kondisi cuaca yang terjadi, khususnya saat angin muson barat, curah hujan yang ekstrem lebih sering terjadi pada wilayah barat selatan Aceh dibandingkan dengan wilayah lainnya. (Harijono, 2008)

Penelitian ini menggunakan 6 titik pengamatan untuk memodelkan curah hujan spasial di Provinsi Aceh. Titik tersebut tersebar diberbagai kota/kabupaten yaitu Kota Banda Aceh, Kota Lhokseumawe, Kabupaten Aceh Barat, Kabupaten Aceh Selatan, Kabupaten Aceh Tengah, dan Kabupaten Aceh Tamiang. Sebaran titik pengamatan ini menunjukkan lokasi yang rentan terjadinya bencana banjir dan longsor serta menunjukkan perbedaan geografis yang signifikan. Sebaran titik pengamat serta perbedaan kondisi geografis dari ke-6 titik tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.2.

Gambar 2.2 Lokasi Titik Pengamatan

Dari setiap titik pengamatan memiliki kondisi geografis yang berbeda. Titik di Aceh Barat dan Aceh Selatan menggambarkan geografis pesisir selatan Provinsi Aceh yang berhadapan langsung dengan samudera hindia. Titik di Banda Aceh mewakili wilayah perkotaan di Provinsi Aceh sekaligus menjadi titik ter-barat di wilayah ini. Titik di Aceh Tengah menjadi perwakilan wilayah pegunungan di provinsi Aceh, sedangkan titik di Lhokseumawe dan Aceh Tamiang menggambarkan pesisisr utara Provinsi Aceh yang berhadapan langsung dengan Selat Malaka.

2.4 Statistik Deskriptif

Nasution (2017) menyimpulkan bahwa statistik deskriptif adalah bagian statistika mengenai pengumpulan data, penyajian, penentuan nilai-nilai statistika, pembuatan diagram atau gambar mengenai sesuatu hal, sehingga dapat menyajikan data dalam bentuk yang lebih mudah dipahami atau dibaca. Dalam memahami bagaimana sebuah data dapat dikatakan ekstrem juga dibutuhkan analisis deskriptif terhadap data yang telah dikumpulkan. Untuk membantu penarikan kesimpulan maka diperlu diketahui distribusi frekuensi beserta bagian-bagiannya seperti: Grafik distribusi (histogram, poligon frekuensi, dan ogif); Ukuran nilai pusat (rata-rata, median, modus, kuartil, dan sebagainya); Ukuran dispersi (jangkauan, simpangan rata-rata, variasi, simpangan baku, dan sebagainya); Kemencengan kurva (Nasution, 2017).

Pada penelitian ini akan menganalisis secara deskriptif data curah hujan di setiap titik pengamatan Provinsi Aceh dengan menghitung

1. Minimum
   Menunjukkan nilai terkecil pada data, secara matematis maka akan ditunjukan sebagai berikut:
   $$x_{\min} = \min(x_1, x_2, \dots, x_n) \tag{2.1}$$
2. Median
   Menunjukkan nilai tengah data setelah diurutkan. Terdapat dua kondisi dimana jumlah data (n) adalah ganjil atau genap maka secara matematis median akan ditunjukkan sebagai berikut:

$$x_{\text{med}} = \begin{cases} x_{\frac{n+1}{2}}, & n = Ganjil \\ \frac{x_{\frac{n}{2}} + x_{\frac{n}{2}+1}}{2}, & n = \text{Genap} \end{cases} \quad (2.2)$$

3. Maksimum
   Menunjukkan nilai terkecil pada data, secara matematis maka akan ditunjukan sebagai berikut:

$$x_{\max} = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2.3)$$

4. Rata-rata
   Menggambarkan suatu nilai yang mewakili keseluruhan data, secara matematis mean dapat ditentukan dengan formula sebagai berikut:

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \quad (2.4)$$

5. Varians
   Menggambarkan keragaman dalam data yang mana jika nilai varians semakin kecil maka data lebih dekat dengan rata-rata. Untuk sebuah populasi data, varians dapat dicari dengan mengikuti formula sebagagi berikut:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x}) \quad (2.5)$$

   Sedangkan untuk sampel data, varians dapat dicari dengan mengikuti formula sebagai berikut:

$$s^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.6)$$

Setelah itu akan digambarkan sebaran data menggunakan histogram untuk mengidentifikasi bentuk ekor distribusi pada data secara visual.

Uji normalitas data merupakan salah satu tahapan dalam mengidentifikasi apakah data yang dimiliki mengandung unsur nilai ekstrem atau tidak. Data yang mengandung unsur nilai ekstrem secara otomatis tidak berdistribusi normal. Salah satu cara untuk memastikan hal tersebut dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis uji sebagai berikut.

$H_0: S(x) = F_0(x)$ (Data mengikuti distribusi teoritis $F_0(x)$)
$H_1: S(x) \neq F_0(x)$ (Data tidak mengikuti distribusi teoritis $F_0(x)$)
Statistik uji pada *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut

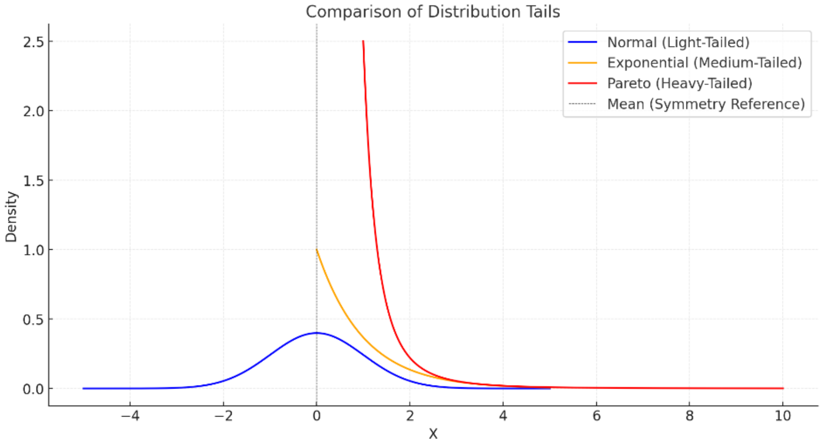
$$D_{Hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.7)$$

dengan
$S(x)$ adalah probabilitas kumulatif data pengamatan
$F_0(x)$ adalah probabilitas kumulatif distribusi teoritis

D_{Hitung} kemudian dibandingkan dengan nilai D_{Tabel} yang diperoleh dari tabel *Kolmogorov-Smirnov* dengan taraf signifikansi α. Jika *p-value* > α atau $D_{Tabel} > D_{Hitung}$, maka keputusan yang diperoleh adalah Gagal Tolak H_0 yang berarti data mengikuti distribusi teoritis $F_0(x)$ (Hatanti, 2016).

2.5 Extreme Value Theory

Extreme Value Theory (EVT) merupakan salah satu metode statistika yang digunakan untuk mengidentifikasi kejadian ekstrem (Yasin Dkk., 2019). Peluang kejadian ekstrem ditentukan melalui karakteristik dari ekor suatu distribusi, dimana ekor yang lebih gemuk menunjukkan peluang kejadian ekstrem yang lebih besar. Hal ini biasa disebut sebagai *heavy tail*. Metode ini sudah diterapkan lebih dari 50 tahun yang lalu dalam berbagai bidang seperti hidrologi, klimatologi, dan teori reliabilitas (Coles, 2001). Terdapat beberapa jenis ekor pada distribusi, yaitu *Light Tailed*, *Medium Tailed*, dan *Heavy Tailed* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.3.

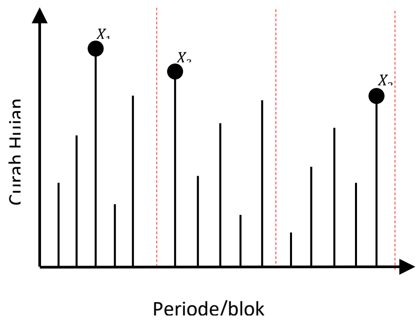


Gambar 2.3 Jenis Ekor Distribusi

Dalam penentuan nilai ekstrem pada metode EVT terdapat 2 pendekatan yang dapat digunakan, yaitu pendekatan *Block Maxima* (BM) dan pendekatan *Peaks Over Threshold* (POT). Pendekatan BM bekerja dengan cara mengidentifikasi nilai maksimum atau minimum dari data pengamatan yang telah dikelompokkan menjadi periode tertentu serta data sampel nilai ekstrem yang diambil akan mengikuti distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV), sedangkan pendekatan POT bekerja dengan cara mengidentifikasi nilai ekstrem yang melampaui ambang batas tertentu serta mengikuti distribusi *Generalized Pareto* (GP) (Coles, 2001).

2.5.1 Block Maxima

Metode *Block Maxima* (BM) adalah pendekatan pada EVT dalam identifikasi nilai ekstrem berdasarkan nilai maksimum dari setiap blok waktu, seperti bulan, triwulan, semester, atau tahunan. Data tersebut kemudian diambil sebagai nilai ekstrem yang akan digunakan. sebagai sampel pada metode BM (Hatanti, 2016). Ilustrasi pengambilan sampel dengan metode BM dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 *Block Maxima*

Menurut Gilli dan Kellezi (2006), data sampel nilai ekstrem yang diambil dari metode BM mengikuti distribusi GEV yang memiliki *Cumulative Distribution Function* (CDF) sebagai berikut (Yasin dkk., 2019):

$$F(y;\mu,\sigma,\xi) = \begin{cases} \exp\left(-\left[1+\xi\dfrac{(y-\mu)}{\sigma}\right]\right)^{-\frac{1}{\xi}}, -\infty < y < \infty, \xi \neq 0 \\ \exp\left(-\exp\left[-\dfrac{(y-\mu)}{\sigma}\right]\right), -\infty < y < \infty, \xi = 0 \end{cases} \tag{2.8}$$

dengan:
y : nilai ekstrem yang diperoleh dari BM;
μ : parameter lokasi (*location*) dengan $-\infty < \mu < \infty$;
σ : parameter skala (*scale*) dengan $\sigma > 0$;
ξ : parameter bentuk (*shape*).
Probability density function (PDF) untuk distribusi GEV seperti pada persamaan berikut:

$$f(y;\mu,\sigma,\xi) = \begin{cases} \dfrac{1}{\sigma}\left\{1+\xi\left(\dfrac{y-\mu}{\sigma}\right)\right\}^{-\frac{1}{\xi}-1}\exp\left\{-\left[1+\xi\left(\dfrac{y-\mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}}\right\}, \xi \neq 0 \\ \dfrac{1}{\sigma}\exp\left(-\dfrac{y-\mu}{\sigma}\right)\exp\left\{-\exp\left(-\dfrac{y-\mu}{\sigma}\right)\right\}, \xi = 0 \end{cases} \tag{2.9}$$

Parameter bentuk (ξ) pada Persamaan 2.9 menunjukkan perilaku ekor (*tail*) dari distribusi GEV. Menurut Hakim (2016), terdapat 3 tipe distribusi GEV berdasarkan parameter bentuk yaitu distribusi *Gumbel*, *Frechet*, dan *Weibull* yang memiliki CDF sebagai berikut:
Distribusi *Gumbel* untuk $\xi = 0$

$$F(y;\mu,\sigma,\xi) = \exp\left\{-\exp\left(-\frac{y-\mu}{\sigma}\right)\right\}, -\infty < y < \infty \tag{2.10}$$

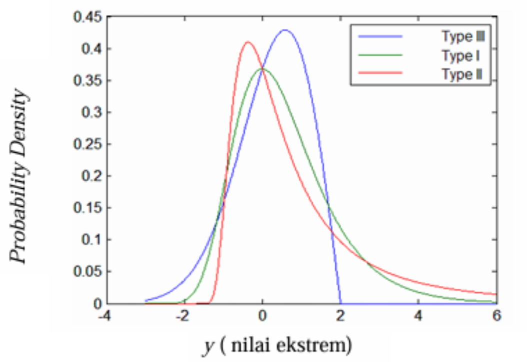
Distribusi *Frechet* untuk $\xi > 0$

$$F(y;\mu,\sigma,\xi) = \begin{cases} 0 & , y \leq \mu \\ \exp\left\{-\left(\dfrac{y-\mu}{\sigma}\right)^{-1/\xi}\right\}, & y > \mu \end{cases} \tag{2.11}$$

Distribusi *Weibull* untuk $\xi < 0$

$$F(y;\mu,\sigma,\xi) = \begin{cases} \exp\left\{-\left(\dfrac{y-\mu}{\sigma}\right)^{1/\xi}\right\}, & y < \mu \\ 1 & , y \geq \mu \end{cases} \tag{2.12}$$

Menurut Finkenstadt dan Rootzen (2004) untuk parameter bentuk dengan $\xi = 0$ dikatakan "*medium tail*" ada juga menyebutnya "*exponensial tail*", untuk $\xi > 0$ dikatakan "*long tail*", dan untuk $\xi < 0$ dikatakan "short tail". Dari ke-3 tipe distribusi diatas menunjukkan bahwa distribusi yang memiliki ekor paling gemuk ialah distribusi *Frechet* ($\xi > 0$). Bentuk PDF dari 3 tipe distribusi GEV yaitu distribusi *Gumbel* (*type* I), *Frechet* (*type* II), dan *Weibull* (*type* III) ditunjukkan pada Gambar 2.5. (Mallor dkk., 2009).



Gambar 2.5 Bentuk PDF tipe distribusi GEV (Mallor dkk., 2009)

2.5.2 Metode *r-Largest Order Statistic*

Metode *r-largest order* merupakan pengembangan dari metode *block maxima* yang mempertimbangkan *r* nilai terbesar dari setiap blok tersebut (Coles, 2001). Tujuan dari pendekatan ini adalah untuk meningkatkan efisiensi statistik dalam estimasi parameter distribusi ekstrem dengan memanfaatkan lebih banyak data dalam setiap blok waktu. Akan tetapi, penambahan jumlah observasi ekstrem juga dapat menyebabkan pelanggaran terhadap asumsi dasar seperti independensi dan distribusi identik (iid), serta memperlambat laju konvergensi ke distribusi limit ekstrem (Smith, 1986). Model ini banyak digunakan dalam bidang hidrologi, klimatologi, dan meteorologi, di mana peristiwa ekstrem seperti curah hujan atau suhu maksimum sering kali terjadi lebih dari satu kali dalam suatu periode waktu tertentu (Bader dkk., 2016).

Fungsi distribusi kumulatif (CDF) bersama dari *r-largest order* dapat dinyatakan sebagai:

$$F(y_1, y_2, \dots, y_r) = \exp\left\{-\left[1+\xi\left(\frac{y_i-\mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}}\right\}, \text{untuk } i = 1, \dots, r \tag{2.13}$$

Distribusi ini hanya berlaku jika $1+\xi\left(\frac{y_i-\mu}{\sigma}\right) > 0$.

Penentuan nilai *r* terbaik merupakan langkah krusial dalam penerapan metode *r-largest order*. Nilai *r-largest order* yang terlalu kecil dapat menyebabkan hilangnya informasi berharga, sementara nilai yang terlalu besar dapat menimbulkan bias dan meningkatkan variansi parameter estimasi (Coles, 2001). Menurut Bader dkk. (2016), pendekatan terbaik dalam memilih nilai *r* adalah kombinasi antara pertimbangan statistik (AIC) dan pemeriksaan stabilitas parameter serta validitas asumsi distribusi ekstrem.

2.5.3 Estimasi Parameter Generelized Extreme Value Dengan Maximum Likelihood Estimation

Maximum Likelihood Estimation (MLE) merupakan salah satu metode yang dapat dilakukan untuk mengestimasi parameter distribusi GEV dengan cara memaksimalkan fungsi *likelihood* (Sholichah dkk., 2015). Jika diterapkan pada distribusi GEV maka langkah yang harus dilakukan sebagai berikut (Ramadani, 2015):

1. Menentukan fungsi *likelihood* dari distribusi GEV

   Coles (2001) menuliskan bahwa fungsi *likelihood* dari GEV mengikuti dari persamaan sebagai berikut:

$$L(\mu,\sigma,\xi) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{\sigma}\left\{1+\xi\left(\frac{y_i-\mu}{\sigma}\right)\right\}^{-\frac{1}{\xi}-1} \exp\left\{-\left[1+\xi\left(\frac{y_i-\mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}}\right\} \tag{2.14}$$

2. Membuat fungsi *ln likelihood*.
   Dalam mengoptimasikan akan digunakan *ln likelihood* dari persamaan yang telah didapatkan pada tahap sebelumnya.

$$\ell(\mu,\sigma,\xi) = \sum_{i=1}^{n} \ln L(\mu,\sigma,\xi) \tag{2.15}$$

3. Memaksimalkan fungsi *ln likelihood* dengan menurunkan fungsi terhadap parameter $\mu, \sigma,$ dan ξ. Dari turunan pertama terhadap masing masing parameter disama dengankan 0 maka akan menunjukkan formula dari $\hat{\mu}, \hat{\sigma},$ dan $\hat{\xi}$.

$$\begin{aligned} \hat{\mu} &\Leftrightarrow \frac{\partial}{\partial \mu}\ell(\mu,\sigma,\xi) = 0 \\ \hat{\xi} &\Leftrightarrow \frac{\partial}{\partial \xi}\ell(\mu,\sigma,\xi) = 0 \\ \hat{\sigma} &\Leftrightarrow \frac{\partial}{\partial \sigma}\ell(\mu,\sigma,\xi) = 0 \end{aligned} \tag{2.16}$$

Apabila hasil turunan pertama dari fungsi *ln likelihood* tidak memiliki bentuk *closed form*, maka diperlukan pendekatan secara numerik untuk menyelesaikannya (Hakim, 2016).

2.6 *Akaike Information Criterion* (AIC)

Akaike Information Criterion (AIC) merupakan salah satu metode penilaian model statistik yang digunakan untuk memilih model terbaik dari sekumpulan kandidat model. AIC diperkenalkan oleh Hirotugu Akaike pada tahun 1973 sebagai pendekatan berbasis teori informasi untuk memperkirakan kualitas relatif suatu model statistik terhadap data tertentu (Akaike, 1974). Secara matematis, AIC dinyatakan dengan rumus sebagai berikut:

$$AIC = -2 \times \log L(\hat{\theta}) + 2k \tag{2.17}$$

Dengan:
$\log L(\hat{\theta})$ = log-likelihood maksimum dari model,
k = Jumlah parameter bebas yang diestimasi dalam model

Nilai AIC tidak memiliki interpretasi mutlak, tetapi bersifat relatif antar model. Semakin kecil nilai AIC, maka model dianggap semakin baik. Dalam perbandingan beberapa model, model dengan nilai AIC terendah adalah yang paling disukai. Dalam hal ini, AIC membantu menentukan apakah peningkatan jumlah parameter memberikan peningkatan yang sepadan dalam kecocokan model (Coles, 2001). Dalam analisis *r-largest order*, penambahan nilai *r* akan meningkatkan jumlah data ekstrem yang digunakan, namun juga memperbesar kompleksitas model. AIC menjadi alat evaluasi apakah perubahan tersebut menghasilkan model yang lebih efisien secara statistik.

2.7 Mann Kendall Trend Test

Dalam menganalisa statistik non-parametrik dapat menggunakan *Mann Kendall Trend Test* yang dapat mempelajari variasi spasial dan tren pada data. Uji ini digunakan ketika dalam suatu penelitian menggunakan beberapa lokasi pengamatan (Hussain dkk., 2015). Dalam menganalisis kejadian iklim, seperti curah hujan, uji ini merupakan yang sesuai untuk melihat ada atau tidaknya tren pada data (Mondal dkk., 2008). Hipotesa yang digunakan dalam uji ini adalah
$H_0 : S = 0$ (Tidak terdapat tren/pola pada sampel data)
$H_1 : S \neq 0$ (Terdapat tren/pola pada sampel data)

Dengan

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1+i}^{n} sgn(x_j - x_i) \tag{2.18}$$

Dengan *sgn* (*u*) adalah fungsi *signum* atau fungsi yang didefinisikan sebagai berikut:

$$sgn(u) = \begin{cases} 1, u > 0 \\ 0, u = 0 \\ -1, u < 0 \end{cases} \tag{2.19}$$

dan persamaan varians sebagai berikut:

$$Var(S) = \frac{1}{18}\left(n(n-1)(2n+5) - \sum\nolimits_{i=1}^{n} t_i(t_i - 1)(2t_i + 5)\right) \tag{2.20}$$

kemudian statistik uji yang digunakan mengikuti persamaan berikut:

$$Z_{hitung} = \begin{cases} \dfrac{S-1}{\sqrt{Var(s)}}, & S > 0 \\ 0 \qquad\quad , & S = 0 \\ \dfrac{S-1}{\sqrt{Var(s)}}, & S < 0 \end{cases} \tag{2.21}$$

Z_{hitung} mengikuti distribusi normal. Jika $|Z_{hitung}| > Z_{1-\alpha/_2}$ dengan α adalah taraf signifikansi yang digunakan, maka H_0 ditolak dan dapat dikatakan bawa data mengandung pola tren (Wang dkk., 2020).

2.8 Uji Kesesuaian Distribusi (*Goodness of Fit Test*)

Untuk melihat apakah distribusi suatu data sampel mengikuti distribusi teoritisnya dapat menggunakan uji kesesuaian distribusi dengan membandingkan dua distribusi yaitu distribusi teoritis dan distribusi data obesrvasi (Mardiyah dkk., 2022). Sama hal nya dengan uji normalitas pada analisis statistika deskriptif, kesesuaian distribusi juga dapat menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

2.9 Spatial Extreme Value

Metode EVT hanya mampu menjelaskan kejadian ekstrem yang *univariat*, sedangkan fenomena curah hujan ekstrem termasuk sebagai data spasial karena pengamatan dilakukan di beberapa lokasi (Hakim, 2016). Hal ini membuat pemodelan *univariate* seringkali tidak memadai sehingga dibutuhkan pendekatan secara spasial agar dapat memodelkan kejadian curah hujan ekstrem yang terjadi di daerah yang berdekatan (Nadila dan Machrani, 2023). Maka dari itu digunakan metode *Spatial Extreme Value* (SEV) yang merupakan perkembangan dari metode EVT untuk mengidentifikasi kejadian ekstrem pada data yang memiliki ketergantungan spasial dan multivariat berdasarkan banyak lokasi pengamatan (Yasin dkk., 2019).

Data spasial pada suatu wilayah $\mathbb{R}^d$ dengan *n* observasi disimbolkan sebagai berikut $Z(x_i)$ dengan i = 1, 2, 3, ... , n dengan $x \in \mathbb{R}^d$. Dimana $Z(x_1)$ menunjukkan suatu variabel pada lokasi ke-1, $Z(x_2)$ menunjukkan suatu variabel pada lokasi ke-2 dan begitu seterusnya hingga lokasi ke-*n*. Semakin dekat jarak antar lokasi maka akan memberikan tingkat depedensi yang lebih tinggi begitu pula sebaliknya.

2.10 Max Stable Processes

Max Stable Processes (MSP) merupakan perluasan distribusi multivariat nilai ekstrem ke dimensi tak hingga dari EVT, dimana sampel diperoleh dari nilai maksimum tiap lokasi (Yasin dkk., 2019). Sebuah fungsi *Y*(*s*) dikatakan *max-stable* jika dan hanya jika mengikuti distribusi GEV. Misalkan $\{Y_i(s)\}_{s\in S}, i = 1, 2, \cdots, n$ dengan *n* adalah replikasi independen dari sebuah sebuah proses stokastik S. Jika diasumsikan ada sebuah fungsi kontinu dimana $a_n(s) > 0$ dan $b_n(s) \in R$, maka, (Yasin dkk., 2019)

$$Y(s) = \lim_{n\to\infty} \frac{\max_{1\le i\le n} Y_i(s) - b_n(s)}{a_n(s)}, \quad n \to \infty, s \in S \tag{2.22}$$

Dimana $Y_1, \dots, Y_n$ merupakan replikasi independen dari *Y*, dan apabila limit $Y(s)$memiliki nilai, maka $Y(s)$ disebut MSP. Apabila $\{Y_i(s)\}_{s\in S}$ disatandarisasi, diperoleh

$$\{Z_i(s)\}_{s\in S} = \left(1 + \frac{\xi(S)(Y(S) - \mu(S))}{\sigma(S)}\right)_+^{\frac{1}{\xi(s)}}, \qquad Z_i(s) \ge 0 \tag{2.23}$$

Dimana $\mu(s)$, $\xi(s)$, dan $\sigma(s) > 0$ adalah parameter distribusi SEV. Proses Z juga merupakan MSP dimana $\{Z_i(s)\}_{s\in S}$ merupakan persamaan yang digunakan untuk mentransformasi data ekstrem *X* ke unit margin Frechet Z yang kemudian dikembangkan menjadi model-model MSP (Yasin dkk., 2019).

2.11 Model Brown-Resnick

Model *Brown-Resnick* dikemukakan oleh Brown dan Resnick (1977) yang bekerja dengan mendefinisikan struktur depedensi $W_i(s) = exp(\varepsilon_i(s) - \gamma_i(s))$ sehingga menjadi persamaan berikut (Hakim, 2016):

$$Z(s) = \max_{i\ge 1}\big(U_i exp(\varepsilon_i(s) - \gamma(s))\big), s \in S \tag{2.24}$$

dimana ε_i berdistribusi normal dengan semivariogram $\gamma(h)$ dan $\varepsilon(0) = 0$. PDF dari model *Brown-Resnick* tertera pada persamaan berikut (Hakim, 2016):

$$\begin{aligned} f(Z_j, Z_k) = exp\Bigg(&-\frac{\Phi\big(W(h)\big)}{Z_j} \\ &- \frac{\Phi(V(h))}{Z_k}\Bigg)\Bigg\{\Bigg(\frac{\Phi\big(V(h)\big)}{Z_k^2} + \frac{\varphi\big(V(h)\big)}{a(h)Z_k^2} - \frac{\varphi\big(W(h)\big)}{a(h)Z_j a(h)Z_k}\Bigg) \\ &+ \Bigg(\frac{V(h)\varphi\big(W(h)\big)}{a(h)^2 Z_j^2 Z_k} + \frac{W(h)\varphi\big(V(h)\big)}{a(h)^2 Z_j Z_k^2}\Bigg)\Bigg\} \end{aligned} \tag{2.25}$$

Dengan $W(h) = \frac{a(h)}{2} + \frac{log\left(\frac{Z_k}{Z_j}\right)}{a(h)}$ dan $V(h) = a(h) + W(h)$ dengan *j = 1,2, ... ,m-1* dan *k=2,3, ... ,m.*

2.12 Koefisien Ekstremal

Untuk mengukur tingkat dependensi antar wilayah pengamatan dapat menggunakan nilai koefesien ekstremal (Azizah, 2016). Persamaan yang digunakan untuk menghitung koefisien ekstremal pada MSP model *Brown-Resnick* adalah sebagai berikut (Ribatet, 2009):

$$\theta(s_j - s_k) = 2\Phi\left(\frac{\sqrt{\gamma(h)}}{2}\right) \tag{2.26}$$

dimana:

$\theta(s_j - s_k)$	: Koefisien ekstremal
Φ	: Fungsi distribusi kumulatif dari distribusi normal standar
$\gamma(h)$	: nilai semivariogram dengan jarak h

Pada MSP nilai θ biasanya berada dalam jangkauan $1 \le \theta \le 2$ dimana $\theta = 1$ menyatakan dependensi penuh antara kedua lokasi sementara $\theta = 2$ menyatakan independensi penuh antara kedua lokasi (Ramadani, 2015).

Semivariogram adalah nilai yang dapat digunakan untuk mengukur korelasi spasial berupa variansi selisih pengamatan pada lokasi s dan lokasi yang berjarak s + h (Cressie, 1991). Semivariogram dapat didefinisikan pada persamaan berikut:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E|Z(s+h) - Z(s)|^2 \tag{2.27}$$

dimana $Z(s+h)$ adalah nilai pengamatam di titik $(s+h)$ dan $Z(s)$ nilai pengamatan di titik s (Hakim, 2016).

2.13 Maximum Pairwise Likelihood Estimation

Maximum Pairwise Likelihood Estimation (MPLE) merupakan metode estimasi parameter dengan menggunakan fungsi berpasangan dua variabel (*Pairwise)*. Azizah (2016), menuliskan bahwa metode ini bekerja dengan menurunkan satu kali fungsi *ln likelihood* terhadap parameter yang diestimasikan lalu menyamakan dengan nol, sama halnya seperti metode MLE. Pada kasus spasial, parameter pada model GEV didefinisikan dengan persamaan $Z(x) \sim GEV(\mu(x), \sigma(x), \xi(x))$. Dalam memodelkan dependensi spasial, terdapat beberapa model *trend surface*, yaitu model-model linier dengan mengombinasikan komponen spasial koordinat bujur atau *longitude* (u) dan lintang atau *latitude* (v). Model umum *trend surface* adalah sebagai berikut (Hatanti, 2016):

$$\begin{aligned} \mu(x) &= \beta_{0,\mu} + \beta_{1,\mu} u(x) + \beta_{2,\mu} v(x) \\ \sigma(x) &= \beta_{0,\sigma} + \beta_{1,\sigma} u(x) + \beta_{2,\sigma} v(x) \\ \xi(x) &= \beta_{0,\xi} \end{aligned} \tag{2.28}$$

Perlu diperhatikan bahwa sebuah fungsi distribusi dengan dimensi terbatas membuat estimasi parameter akan sulit dilakukan pada data yang melibatkan unsur spasial (Hatanti, 2016). Azizah (2016) menjelaskan bahwa dalam perhitungannya menggunakan metode yang menyertakan fungsi densitas *pairwise* saja dikarenakan terdapat variabel lokasi yang besar. *Pairwise log likelihood* untuk *m* lokasi didefinisikan pada persamaan berikut (Azizah, 2016):

$$l_p\{\beta\} = \prod_{i=1}^{n} \prod_{j=i}^{m-1} \prod_{k=j+1}^{m} f(x_{ji}, x_{ki}; \beta) \tag{2.29}$$

Dengan $f(x_{ji}, x_{ki}; \beta)$ adalah PDF bivariat model MSP sehingga parameter β_μ, β_σ, dan β_ξ dapat diestimasikan.

2.14 Metode Iterasi *Nelder-Mead*

Metode iterasi *Nelder-Mead* merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk mengatasi kesulitan dalam estimasi parameter distribusi GEV *univariate* menggunakan metode MLE maupun pendekatan spasial dengan MPLE, terutama ketika persamaan estimasi tidak memiliki bentuk tertutup (*closed form*). Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Nelder dan Mead pada tahun 1965. Sebagai contoh, jika terdapat suatu fungsi $f(\theta)$ yang memiliki tiga parameter untuk diestimasi, prosedur *Nelder-Mead* dimulai dengan menentukan titik awal sebanyak n + 1, di mana n adalah jumlah parameter yang akan diestimasi. Sehingga, terdapat $\theta_1, \theta_2,\ \theta_3,$ dan θ_4 dengan $\theta = \{\mu, \sigma, \xi\}$. Berikut langkah iterasi *Nelder-Mead* dalam maksimisasi (Hakim, 2016):

1. Menentukan nilai fungsi y_i untuk masing-masing $\theta_i, i \in \{1,2,3,4\}$, dan mengurutkan nilainya sedemikian hingga $y_1 \geq y_2 \geq y_3 \geq y_4$.
2. Menentukan θ_0 , yaitu centroid untuk $\theta_i, i \neq 4$

3. Tahap *reflection*:
   Menentukan titik refleksi θ_1, yaitu θ_r dengan menggunakan persamaan $\theta_r = \theta_0 + a(\theta_0 - \theta_4)$. Terdapat 3 kondisi nilai fungsi θ sebagai berikut:
   a. Jika $y_1 > y_r > y_4$, maka $\theta_4$diganti dengan θ_r dan prosedur diulang dari langkah pertama.
   b. Jika $y_r \geq y_1$, prosedur dilanjutkan ke tahap *expansion*.
   c. Jika $y_r > y_3$, prosedur dilanjutkan ke tahap *contraction*.
4. Tahap *expansion*:
   Menentukan titik ekspansi θ_e melalui persamaan $\theta_e = \theta_0 + b(\theta_0 - \theta_4)$. Terdapat 2 kemungkinan nilai fungsi θ_e sebagai berikut:
   a. Jika $y_e \geq y_1$, maka θ_4 diganti dengan θ_e dan prosedur diulang dari langkah 1.
   b. Jika $y_e < y_1$, maka θ_4 diganti dengan θ_r dan prosedur diulang dari langkah 1.
5. Tahap *contraction*:
   Menentukan titik kontraksi θ_k menggunakan persamaan $\theta_k = \theta_0 + c(\theta_0 - \theta_4)$. Jika $y_k > y_4$,, maka θ_4 diganti dengan θ_k
6. Tahap *reduction*:
   Jika θ_r tidak memenuhi ketiga kondisi pada langkah 3, maka setiap titik kecuali θ_1 diganti dengan $\theta_i = \theta_1 + d(\theta_i - \theta_1), i \neq 1$

a, *b*, *c*, dan *d* secara berturut-turut adalah koefisien *reflection*, *expansion*, *contraction* dan *shrink*. Hakim (2016) menjelaskan bahwa nilai terbaik untuk masing-masing koefisien adalah a = 1, b = 2, c = −0,5 , dan d = 0,5.

2.15 Takeuchi Information Criterion

Hasil yang didapatkan dari estimasi parameter pada MSP akan memberikan parameter yang digunakan dalam pembentukan model *trend surface* (Azizah, 2016). Dari kombinasi model yang dihasilkan, untuk memilih model terbaik maka ditentukan berdasarkan nilai *Takeuchi Information Criterion* (TIC) terkecil. Formula TIC adalah sebagai berikut (Azizah, 2016):

$$TIC = -2\left[l_p(\hat{\beta})^{-1} + 2\,tr\left\{H(\hat{\beta})^{-1} J(\hat{\beta})\right\}\right] \quad (2.30)$$

dengan

$l_p(\hat{\beta})$ adalah fungsi *ln pairwise likelihood* yaitu

$$l_p(\hat{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i}^{m-1} \sum_{k=j+1}^{m} \ln f(x_{ji}, x_{ki}; \hat{\beta}) \quad (2.31)$$

$\hat{\beta}$ adalah parameter model yaitu β_μ, β_σ, dan β_ξ,

$$H(\hat{\beta})^{-1} = -\frac{\partial^2 l_p(\hat{\beta})}{\partial(\hat{\beta})\partial(\hat{\beta})^T} \quad (2.32)$$

Serta

$$J(\hat{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{\partial \sum_{j=1}^{m-1} \sum_{k=j+1}^{m} \ln\left(f\left(Z_{ji}, Z_{ki}; \hat{\beta}\right)\right)}{\partial \hat{\beta}} \right) \left(\frac{\partial \sum_{j=1}^{m-1} \sum_{k=j+1}^{m} \ln\left(f\left(Z_{ji}, Z_{ki}; \hat{\beta}\right)\right)}{\partial \hat{\beta}} \right)^T \quad (2.33)$$

2.16 Return Level

Penentuan nilai ekstrem yang dapat terjadi pada periode tertentu yang ingin diprediksi disebut sebagai *return level* (Azizah, 2016). Perhitungan *return level* dari lokasi (*s*) yang tertentu menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$z_p(s) = \hat{\mu}(s) - \frac{\hat{\sigma}}{\hat{\xi}}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{T}\right)\right]^{-\hat{\xi}(s)}\right) \tag{2.34}$$

dengan:

T : periode peramalan
$z_p(s)$: *return level* pada lokasi (s) tertentu;
$\hat{\mu}(s)$: nilai estimasi parameter lokasi pada lokasi (s) tertentu;
$\hat{\xi}(s)$: nilai estimasi parameter bentuk pada lokasi (s) tertentu;
$\hat{\sigma}(s)$: nilai estimasi parameter skala pada lokasi (s) tertentu.

2.17 Mean Absolute Percentage Error

Penerapan *Mean Absolute Percentage Error* dalam evaluasi hasil peramalan memungkinkan untuk menilai seberapa akurat angka peramalan dibandingkan dengan angka realisasi (Nabillah dan Indra, 2020). Secara matematis dalam perhitungan nilai MAPE ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$\text{MAPE} = \left(\frac{1}{n}\right)\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{X_t - F_t}{X_t}\right| \tag{2.35}$$

dengan

X_t : data aktual pada periode (t) tertentu;
F_t : nilai prediksi pada periode (t) tertentu;
n : jumlah data.

Sebuah model prediksi dianggap sangat akurat jika nilai MAPE berada di bawah 10%, dan dinilai memiliki kinerja baik jika nilai MAPE berada dalam rentang 10% hingga 20%. Interpretasi dari nilai MAPE tertera pada Tabel 2.3 berikut (Sumari dkk., 2020).

Tabel 2.3 Interpretasi Persentase MAPE

Persentase MAPE	Interpretasi
< 10%	Sangat akurat
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Layak
> 50%	Tidak layak

Sumber: Sumari dkk, 2020.

BAB III
METODOLOGI

3.1 Metode Penilitian

Analisis curah hujan ekstrem yang terjadi di Provinsi Aceh dengan menggunakan data dari beberapa Kabupaten/Kota melibatkan unsur spasial. Maka dari itu, penelitian ini menggunakan metode *Spatial Extreme Value* dengan pendekatan *Max-Stable Processes* model *Brown-Resnick.* Penelitian ini menggunakan metode *block maxima r-largest order* dalam mengidentifikasi curah hujan ekstrem di setiap titik pengamatan. Ukuran blok disesuaikan dengan musim meteorologi untuk mempermudah interpretasi pola cuaca dan variabilitas iklim musiman. Berdasarkan panduan dari World Meteorological Organization (2018), tahun kalender dibagi menjadi empat musim meteorologi yang masing-masing berlangsung selama tiga bulan berturut-turut:

1. Blok DJF (Desember–Januari–Februari) sebagai musim dingin di belahan bumi utara dan musim panas di belahan bumi selatan,
2. Blok MAM (Maret–April–Mei) sebagai musim semi di belahan bumi utara dan musim gugur di belahan bumi selatan,
3. Blok JJA (Juni–Juli–Agustus) sebagai musim panas di belahan bumi utara dan musim dingin di belahan bumi selatan,
4. Blok SON (September–Oktober–November) sebagai musim gugur di belahan bumi utara dan musim semi di belahan bumi selatan.

3.2 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digukanakan pada penelitian ini diperoleh dari NASA yang diakses dari link https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/. Data berupa curah hujan harian di 6 titik pengamatan yang tersebar di beberapa kota/kabupaten Provinsi Aceh pada periode 01 Desember 2004 hingga 30 November 2024 sehingga diperoleh sebanyak 7305 observasi dari setiap daerah. Koordinat dari masing masing titik pengamatan data disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Koordinat Pengambilan Data

Lokasi Titik Pengamatan	*Longtitude (u)*	*Latitude (v)*
Kec. Baiturrahman, Kota Banda Aceh	95,3177	5,5536
Kec. Muara Dua, Kota Lhokseumawe	97,1269	5,1760
Kec. Johan Pahlawan, Kab. Aceh Barat	96,1276	4,1427
Kec. Tapak Tuan, Kab. Aceh Selatan	97,1808	3,2584
Kec. Lut Tawar, Kab. Aceh Tengah	96,8470	4,6209
Kota Kuala Simpang, Kab. Aceh Tamiang	98,0604	4,2826

Mengikuti letak koordinat di setiap lokasi, penyebaran mencakup wilayah pesisir barat hingga timur serta daerah pegunungan di tengah Aceh, yang memungkinkan analisis spasial terhadap variabilitas iklim atau fenomena alam lainnya secara representatif di seluruh provinsi.

Variabel penelitian yang digunakan berupa curah hujan di setiap lokasi dengan satuan milimeter per hari (mm/hari). Variabel penelitian dapat dilihat pada pada Tabel 3.2. Serta struktur data penelitian untuk curah hujan di setiap lokasi dengan periode 01 Desember 2004 hingga 30 September 2024 dengan rentang waktu 20 tahun kebelakang disajikan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.2 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Skala
$\boldsymbol{X_1}$	Curah hujan di Kec. Baiturrahman	Rasio
$\boldsymbol{X_2}$	Curah hujan di Kec. Muara Dua	Rasio
$\boldsymbol{X_3}$	Curah hujan di Kec. Johan Pahlawan	Rasio
$\boldsymbol{X_4}$	Curah hujan di Kec. Tapak Tuan	Rasio
$\boldsymbol{X_5}$	Curah hujan di Kec. Lut Tawar	Rasio
$\boldsymbol{X_6}$	Curah hujan di Kota Kuala Simpang	Rasio

Tabel 3.3 Struktur Data Penelitian

Observasi ke-	Tanggal	Curah hujan (mm)					
		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	01 Desember 2004	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$	$X_{5,1}$	$X_{6,1}$
2	02 Desember 2004	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$	$X_{5,2}$	$X_{6,2}$
3	03 Desember 2004	$X_{1,3}$	$X_{2,3}$	$X_{3,3}$	$X_{4,3}$	$X_{5,3}$	$X_{6,3}$
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
7305	30 November 2024	$X_{1,7305}$	$X_{2,7305}$	$X_{3,7305}$	$X_{4,7305}$	$X_{5,7305}$	$X_{6,7305}$

3.3 Urutan Pelaksanaan Penelitian

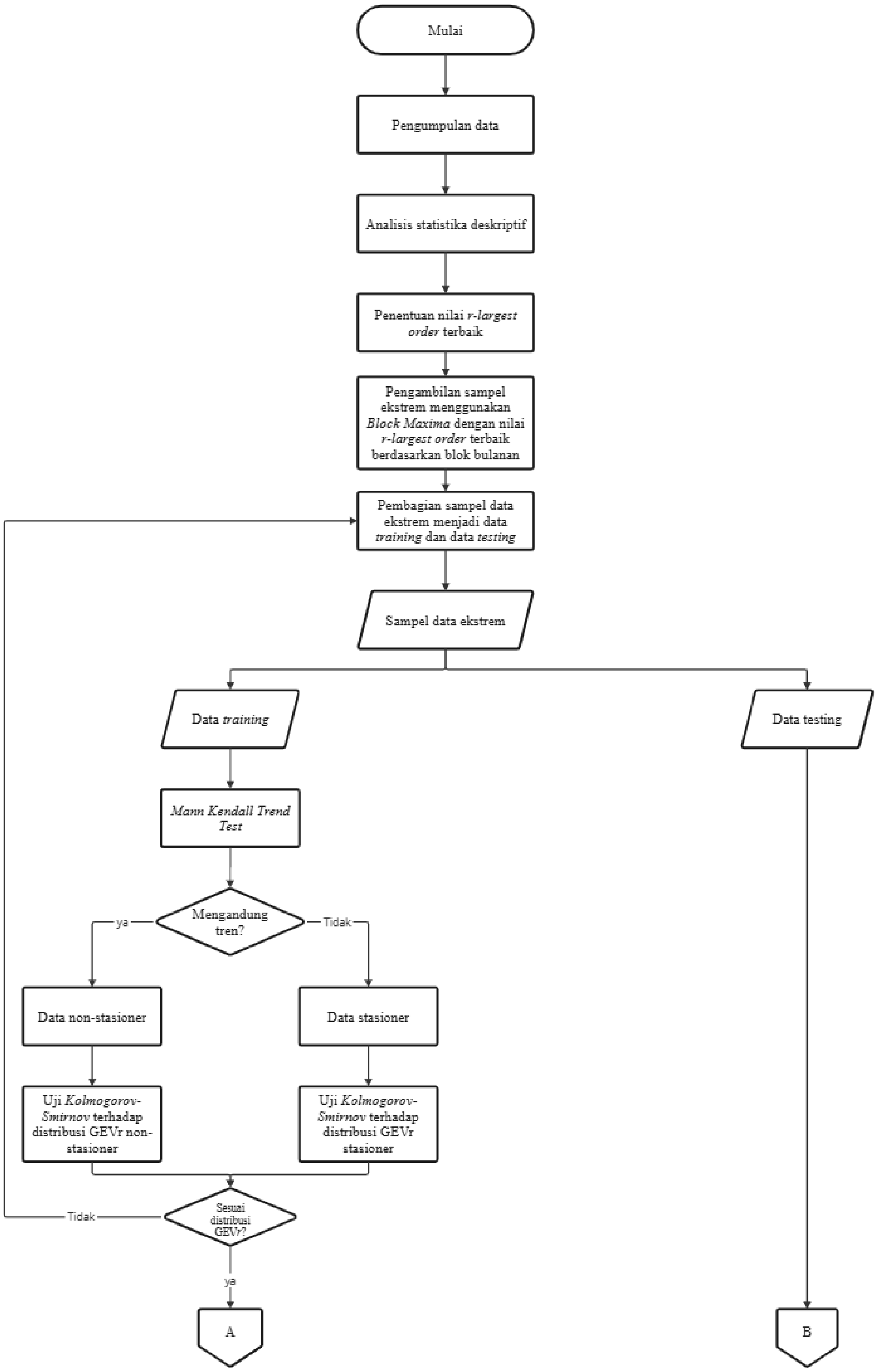
Berikut merupakan langkah analisis yang akan dilakukan pada penelitian ini:

1. Mengumpulkan data curah hujan harian berdasarkan 6 titik pengamatan yang tersebar di Kec. Baiturrahman, Kec. Muara Dua, Kec. Johan Pahlawan, Kec. Tapak Tuan, Kec. Lut Tawar, Kota Kuala Simpang pada periode 01 Desember 2004 hingga 30 November 2024 dengan total 7305 pengamatan pada tiap daerah.
2. Melakukan analisis deskriptif.
3. Menentukan nilai *r-largest order* dengan melihat stabilitas parameter dan tingkat kompleksitas model (AIC terkecil).
4. Pengambilan sampel data ekstrem dengan menggunakan metode Block Maxima pendekatan *r-largest order* berdasarkan blok triwulanan musim meteorologi sehingga terdapat 80 blok untuk setiap titik pengamatan.
5. Membagi data menjadi data *training* dan *testing*, dimana data *training* akan digunakan untuk membentuk model sedangkan data *testing* digunakan untuk mengukur kebaikan model. Pembagian data *training* dan *testing* sebesar 80:20 dimana data pada blok 1 – 64 sebagai data *training* dan data pada blok 64 – 80 sebagai data *testing*.
6. Melakukan *Mann Kendall Trend Test* untuk mengetahui pola pada data *training*. Jika terdapatnya pola, maka akan dilakukan *fitting* distribusi GEV*r* non-stasioner, sedangkan jika tidak terdapat pola pada data, maka akan dilakukkan *fitting* GEV*r* stasioner.
7. Melakukan pengujian kesesuaian distribusi data *training* menggunakan *Kolmogorov-Smirnov* terhadap distribusi GEV*r* untuk setiap lokasi. Jika tidak terpenuhi maka kembali ke langkah 6 dengan mengganti pembagian data *training* dan *testing*.
8. Melakukan estimasi parameter $\hat{\mu}, \hat{\sigma},$ dan $\hat{\xi}$ secara *univariate* dengan metode MLE untuk data setiap lokasi. Apabila hasilnya tidak berbentuk *closed form* maka dilanjutkan dengan metode numerik *nelder-mead*.
9. Mentransformasi data sampel ekstrem ke unit margin *Frechet* Z menggunakan nilai $\hat{\mu}, \hat{\sigma},$ dan $\hat{\xi}$ untuk setiap lokasi.

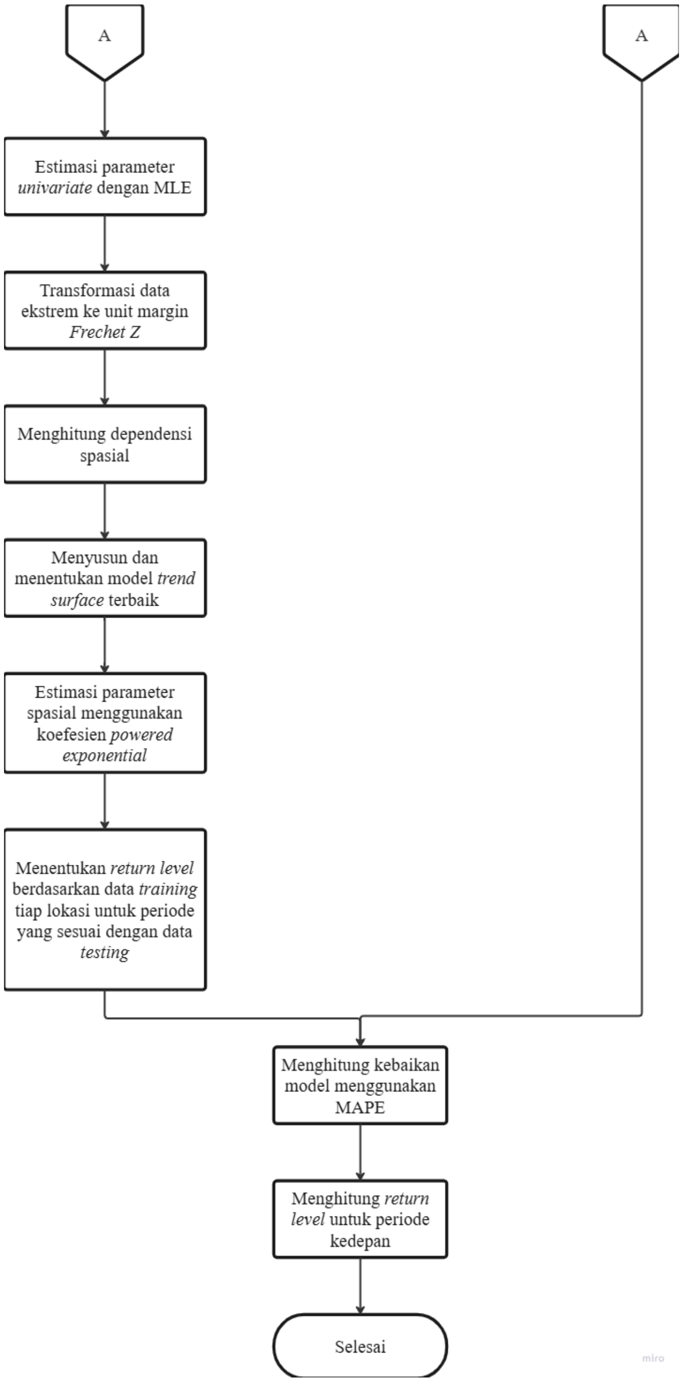
10. Menghitung dependensi spasial dengan koefesien ekstremal dari setiap lokasi pengamatan.
11. Menyusun dan menentukan model *trend surface* terbaik dari kombinasi yang didapatkan berdasarkan nilai TIC terkecil.
12. Melakukan estimasi parameter $\hat{\mu}(s), \hat{\sigma}(s),$ dan $\hat{\xi}(s)$ model *Brown-Resnick* menggunakan metode MPLE berdasarkan model *trend surface* yang terpilih pada langkah 11 dengan menggunakan fungsi korelasi *powered exponential*. Apabila hasilnya tidak berbentuk *closed form* maka dilanjutkan dengan metode numerik *nelder-mead*.
13. Menentukan *return level* untuk masing masing titik pengamatan sesuai dengan periode data *testing* yang digunakan.
14. Menghitung kebaikan model yang didapatkan berdasarkan tingkat akurasi menggunakan MAPE pada perbandingan nilai *return level* terhadap data *testing* dari langkah 13.
15. Menentukan return level untuk pendugaan curah hujan ekstrem di setiap titik pengamatan untuk periode ke depan.

Langkah penelitian dapat digambarkan dalam diagram alir pada Gambar 3.1.

3.4 Diagram Alir



Gambar 3.1 Diagram Alir Tahapan Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Tahapan Penelitian (lanjutan)

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam pelaksanaan penelitian ini, dilakukan penerapan metode SEV dengan pendekatan MSP model *Brown-Resnick* oleh bantuan beberapa *software* yaitu Rstudio, Python, dan juga Ms. Excel. Langkah awal dalam penelitian ini diawali dengan pengidentifikasian karakteristik data pada data curah hujan di 6 titik pengamatan di Provinsi Aceh yang sudah ditentukan sebelumnya. Selanjutnya diambil sampel data ekstrem dengan pendekatan *block maxima r largest order*, dimana nilai maksimum yang diambil berkisar antara 1-5 nilai maksimum untuk setiap blok. Kemudian dilakukan pengujian skor distribusi GEV terhadap masing-masing data sampel *block maxima r largest order* untuk masing masing titik pengamatan, untuk data sampel dengan nilai skor terbaik dipilih manjadi nilai r yang digunakan dalam penelitian ini. Selanjutnya, dilakukan pengujian pola tren dan kesesuaian distribusi terhadap distribusi Generalized Extreme Value (GEV). Berikutnya akan dilakukan estimasi parameter univariat sebelum dilanjutkan dengan analisis spasial menggunakan pendekatan MSP model *Brown-Resnick*. Setelah ditemukan model spasial terbaik maka dilanjutkan dengan meprediksi *return level* untuk periode 3, 5, 9, 17, dan 25 tahun kedepan.

4.1 Analisis Deskriptif Data Curah Hujan

Untuk menggambarkan bagaimana karakteristik pada data penelitian maka dilakukan analisis statistika deskriptif terhadap data curah hujan harian di titik Kec. Baiturrahman, Kec. Muara Dua, Kec. Johan Pahalawan, Kec. Tapak Tuan, Kec. Lut Tawar, dan Kota Kuala Simpang pada periode 1 Desember 2004 – 30 November 2024 dengan data sebanyak 7305. Hasil analisis deskriptif pada data penelitian disajikan pada Tabel 4.1.

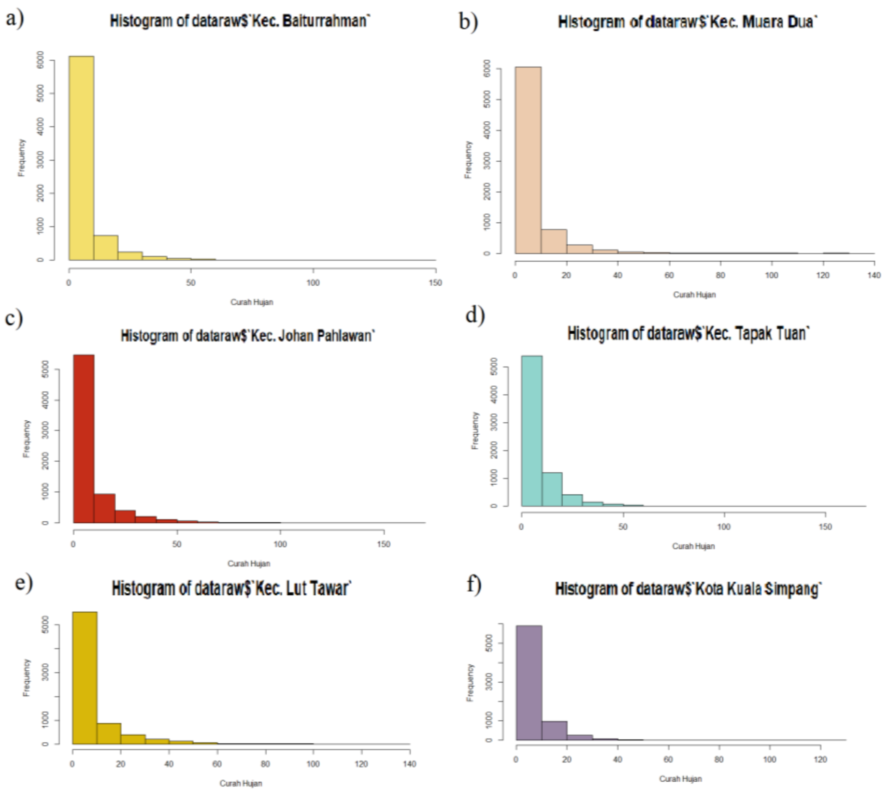
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Data Curah Hujan tiap Titik

Lokasi	Baiturrahman	Muara Dua	Johan Pahlawan	Tapak Tuan	Lut Tawar	Kuala Simpang
Minimum	0	0	0	0	0	0
Median	2,480	1,930	2,910	4,580	2,010	3,390
Maksimum	149,120	132,460	166,050	165,340	138,620	122,940
Rata-rata	5,677	5,678	8,337	8,175	7,759	6,155
Varians	85,603	98,256	192,808	116,860	183,7074	65,121
Hari Tanpa Hujan	163	225	258	78	718	68

Berdasarkan hasil analisis statsitika deskriptif pada Tabel 4.1, setiap titik pengamatan memiliki hari tanpa hujan dimana nilai minimumnya adalah 0 mm/hari. pada periode penelitian titik Kec. Lut Tawar memiliki hari tanpa hujan terbanyak yaitu 718 hari, sedangkan titik pengamatan yang paling sering terjadi hujan yaitu titik Kota Kuala Simpang sebanyak 7237 hari. Median paling tinggi terjadi di titik Kec. Tapak Tuan yaitu 4,580 mm/hari, sedangkan Kec. Lut Tawar menjadi titik pengamatan yang memiliki median paling rendah yaitu 2,010 mm/hari. Titik pengamatan di Kec. Johan Pahlawan memiliki rata-rata curah hujan yang paling tinggi yaitu 8,337 mm/hari, sedangkan titik pengamatan yang memiliki rata-rata curah hujan paling kecil adalah Kec. Baiturrahman dengan nilai sebesar 5,667 mm/hari. Berdasarkan nilai median dan rata-rata curah hujan yang terjadi, titik Kec. Tapak Tuan dan Kec. Johan Pahlawan mengalami perubahan yang lebih besar daripada titik pengamatan lainnya.

Kec. Johan Pahlawan menjadi lokasi dengan nilai maksimum tertinggi yaitu 166,05 mm/hari, sedangkan Kota Kuala Simpang menjadi lokasi dengan nilai maksimum paling rendah yaitu 122,94 mm/hari. Namun berdasarkan Tabel 2.2 seluruh lokasi mengalami curah hujan dengan intensitas sangat lebat yang ditandai dengan nilai maksimum di setiap lokasi lebih besar dari 100 mm/hari. Pada titik Kec. Johan Pahlawan memiliki nilai varians tertinggi yaitu 192,80777 mm, sehingga curah hujan pada lokasi ini memiliki nilai yang lebih beragam jika dibandingkan dengan titik lokasi lainnya.

Perbedaan antara nilai maksimum dan nilai median serta rata-rata yang cukup tinggi pada tiap lokasi menunjukkan bawa dapat terjadi perubahan yang cukup besar pada curah hujan di seluruh lokasi pengamatan. hal tersebut juga mengindikasikan adanya nilai ekstrem pada data. Untuk memperjelas pengidentifikasian kandungan nilai ekstrem pada data dapat dilihiat melalui histogram dari data. Histogram yang memiliki bentuk ekor yang lebih gemuk (*heavy tail*) menunjukkan adanya nilai ekstrem pada data.



Gambar 4.1 Histogram Data Curah Hujan: a) Kec. Baiturrahman, b) Kec. Muara Dua, c) Kec. Johan Pahlawan, d) Kec. Tapak Tuan, e) Kec. Lut Tawar, f) Kota Kuala Simpang

Gambar 4.1 menunjukkan histogram untuk setiap titik lokasi dimana keseluruhan lokasi pengamatan memiliki bentuk pola *heavy tail*. Hal ini digambarkan dari bentuk ekor yang cukup panjang ke kanan dan terjadinya penurunan frekuensi secara drastis, sehingga secara visual data di seluruh lokasi pengamatan dapat dikatakan memiliki nilai ekstrem.

Selanjutnya dilakukan pengujian normalitas data melalui uji kesesuaian distribusi *Kolmogorov-Smirnov* dengan distribusi normal sebagai distribusi teoritis. Hipotesis yang digunakan pada uji normalitas ini adalah sebagai berikut.

H_0: Distribusi dari data curah hujan harian mengikuti distribusi normal

H_1: Distribusi dari data curah hujan harian tidak mengikuti distribusi normal

Dengan H_0 akan ditolak apabila $D_{tabel} < D_{hitung}$ atau $p - value < \alpha, (\alpha = 0.05)$.

Penelitian ini menggunakan taraf signifikansi (α) 5%. Jumlah sampel yang digunakan adalah 7305, maka nilai D_{tabel} yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$D_{tabel} = \frac{1{,}35810}{\sqrt{7305}} = 0{,}0158899 \tag{4.1}$$

Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Uji Normalitas

Lokasi	D_{tabel}	D_{hitung}	***p-value***	**Keputusan**
Baiturrahman	0,0158899	0,2698696	0	Tolak H_0 (Tidak berdistribusi normal)
Muara Dua		0,2834101	0	
Johan Pahlawan		0,2741245	0	
Tapak Tuan		0,2247834	$5{,}029588e^{-321}$	
Lut Tawar		0,2835234	0	
Kuala Simpang		0,2228270	$1{,}810552e^{-315}$	

Tabel 4.2 menunjukkan nilai D_{hitung} untuk keseluruhan lokasi lebih besar daripada nilai D_{tabel}. Didapatkan juga nilai *p-value* lebih kecil dari taraf signifikansi yang digunakan yaitu 5%. Maka keputusan yang diperoleh adalah tolak H_0 dengan kesimpulan bahwa data curah hujan harian tidak mengikuti distribusi normal. Hal ini menunjukkan bahwa terdapatnya kandungan nilai ekstrem pada data curah hujan harian di seluruh lokasi pengamatan. Setelah analisis deskriptif, dilanjutkan dengan pengidentifikasian sampel ekstrem yang kemudian digunakan dalam proses estimasi model curah hujan ekstrem dari Provinsi Aceh.

4.2 Pengidentifikasian Sampel Ekstrem Data Curah Hujan

Pengidentifikasian sampel ekstrem menggukanan metode *Block Maxima* (BM) dengan pendekatan *r-Largest Order* untuk setiap blok yang terbentuk. Maka terlebih dahulu, peneliti menentukan nilai *r* terbaik yang akan digunakan.

4.2.1 *r-Largest Order* Terbaik

Penentuan nilai ekstrem menggunakan BM dapat menggunakan beberapa nilai terbesar (*r-largest order*). Hal ini dilakukan untuk memaksimalkan informasi dari data dibandingkan hanya menggunakan nilai maksimum tiap blok saja. Namun, pemilihan nilai *r-largest order* yang tepat perlu mempertimbangkan statistik (AIC) dan pemeriksaan stabilitas parameter serta validitas asumsi distribusi ekstrem. Maka terlebih dahulu akan diestimasikan parameter dari sampel ekstrem yang diambil berdasarkan *r-largest order* dengan rentang nilai *r* dari 1 hingga 5. Kemudian dilakukan pengukuran kompleksitas dan efisiensi model yang dibangun dari parameter untuk setiap nilai *r-largest order* menggunakan nilai AIC. Estimasi parameter dilakukan dengan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) dengan GEVr sebagai distribusi yang digunakan dalam tahapannya.

Pada proses MLE, dibentuk terlebih dahulu fungsi likelihood dari GEVr. Berdasarkan Coles (2001), fungsi likelihood dari distribusi GEVr adalah sebagai berikut.

$$L(\mu,\sigma,\xi) = \prod_{j=1}^{r} \frac{(1+\xi z_j)^{-\frac{1}{\xi}-1}}{\sigma} \exp\left\{-(1+\xi z_j)^{-\frac{1}{\xi}-1}\right\}\left[\exp\left\{-(1+\xi z_r)^{-\frac{1}{\xi}-1}\right\}\right] \tag{4.2}$$

dengan:

$$z_j = \frac{y_j - \mu}{\sigma} \ ; 1 + \xi z_j > 0 \text{ untuk semua } j \tag{4.3}$$

Bentuk di atas adalah untuk satu blok, dan fungsi likelihood total untuk banyak blok diperoleh dengan mengalikan semua blok. Selanjutnya dibentuk fungsi log-likelihood dari GEVr dengan bentuk sebagai berikut.

$$\ell(\mu, \sigma, \xi) = -r\log\sigma - \left(1 + \frac{1}{\xi}\right)\sum_{j=1}^{r} \log\left(1 + \xi z_j\right) - \sum_{j=1}^{r}\left(1 + \xi z_j\right)^{-\frac{1}{\xi}} + \\ + (1 + \xi z_r)^{-1/\xi} \tag{4.4}$$

Dengan perhitungan total dari keseluruhan blok (n) sebagai berikut:

$$\ell_{total}(\mu, \sigma, \xi) = \sum_{i=1}^{n} \ell_i(\mu, \sigma, \xi) \tag{4.5}$$

Perhitungan estimasi dari masing masing parameter berupa bentuk turunan pertama dari fungsi log-likelihood terhadap masing masing parameter. Namun turunan fungsi log-likelihood untuk GEVr terahadap masing masing paramter berbentuk tidak *closed form*. Oleh karena itu, digunakan proses iterasi numerik dengan metode *nelder-mead* agar dapat memberikan hasil dari estimasi untuk setiap parameter. Hasil estimasi parameter untuk setiap sampel ekstrim pada masing masing nilai *r-largest order* disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Estimasi Parameter Univariat – *r-Largest Order*

Lokasi	**Parameter**	***r-largest order***				
		1	**2**	**3**	**4**	**5**
Baiturrahman	Loc	0,1396	0,1505	0,1647	0,1818	0,1874
	Scale	15,6279	13,5375	12,4242	11,4728	10,8841
	Shape	36,8553	31,5160	28,0669	25,5150	23,5135
Muara Dua	Loc	0,0635	0,1184	0,1848	0,2266	0,2392
	Scale	17,8323	14,9979	12,6433	11,1684	10,4352
	Shape	44,1747	37,5238	32,7017	29,2561	26,6417
Johan Pahlawan	Loc	0,0195	0,1067	0,1792	0,1362	0,1360
	Scale	22,2781	18,5148	15,9992	15,6426	15,0065
	Shape	61,6222	52,5411	46,5402	42,6997	39,3578
Tapak Tuan	Loc	0,0962	0,1068	0,1073	0,1170	0,1273
	Scale	16,8694	14,6242	13,2052	12,2737	11,6087
	Shape	47,1134	41,1274	37,1062	34,1504	31,6403
Lut Tawar	Loc	0,0178	0,1124	0,1382	0,1484	0,1341
	Scale	19,9476	16,8451	15,3507	14,2542	13,8347
	Shape	62,7258	52,4356	46,5092	42,2607	39,1003
Kuala Simpang	Loc	0,1067	0,1062	0,1081	0,1080	0,1146
	Scale	14,1127	11,9788	10,9020	10,1881	9,5280
	Shape	32,0317	27,7612	25,1286	23,1318	21,5408

Berdasarkan hasil estimasi parameter yang disajikan pada Tabel 4.3, terlihat bahwa nilai parameter *location* ($\hat{\mu}$) secara umum mengalami peningkatan seiring dengan bertambahnya nilai *r*. Hal ini menunjukkan bahwa semakin banyak data ekstrem yang digunakan, maka nilai karakteristik pusat dari distribusi ekstrem juga meningkat. Sebaliknya, parameter *scale* ($\hat{\sigma}$) dan *shape* ($\hat{\xi}$) cenderung menurun secara konsisten pada semua lokasi. Penurunan parameter scale mencerminkan semakin homogennya sebaran nilai ekstrem tambahan, sedangkan penurunan parameter *shape* menunjukkan bahwa bentuk distribusi menjadi kurang ekstrem ketika lebih dari satu nilai maksimum diperhitungkan. Nilai *shape* yang relatif positif pada sebagian besar lokasi menunjukkan bahwa karakteristik distribusi ekstrem cenderung mengikuti tipe *Fréchet* yang memiliki ekor kanan panjang. Untuk menentukan nilai *r* yang akan digunakan pada metode *r-largest order*, dihitung kompleksitas dan efisiensi model berdasarkan nilai AIC untuk masing masing titik lokasi menggunakan persamaan 2.17 dan dipilih berdasarkan nilai yang terkecil.

Tabel 4.4 Nilai AIC untuk Pengujian *r* Terbaik

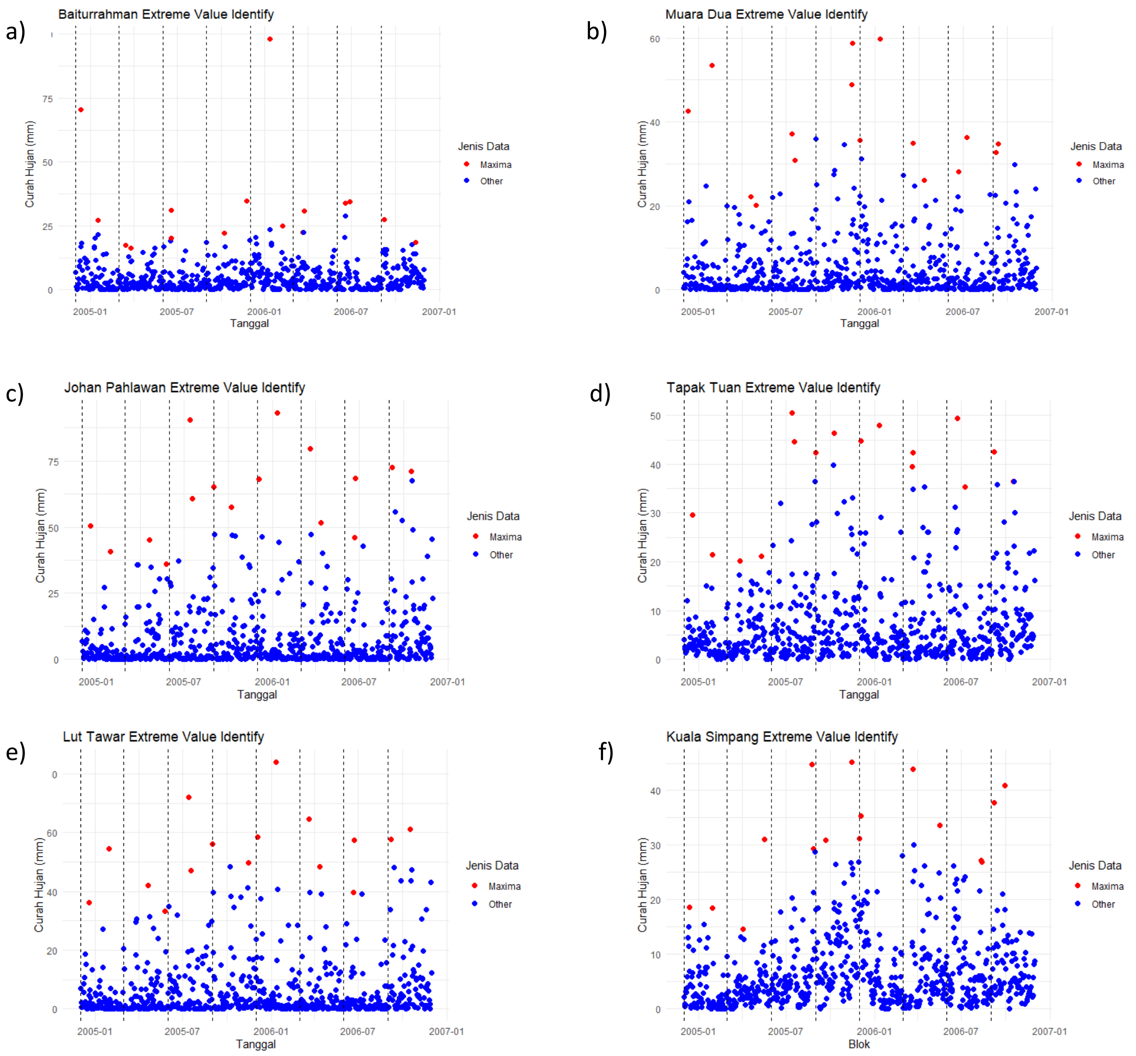
Titik Lokasi	1	2	3	4	5
Baiturrahman	**711,2596**	1372,4377	2018,5844	2645,1397	3264,7713
Muara Dua	**725,5186**	1399,7425	2033,1525	2645,4708	3255,4454
Johan Pahlawan	**757,4513**	1465,3175	2144,3393	2826,9512	3498,4390
Tapak Tuan	**719,271**	1388,473	2030,446	2662,164	3286,673
Lut Tawar	**739,6865**	1436,2358	2113,5574	2772,1004	3432,4771
Kuala Simpang	**691,3072**	1323,7766	1938,1567	2538,7668	3121,6378

Berdasarkan Tabel 4.4, nilai AIC yang diperoleh dari hasil estimasi parameter distribusi GEVr pada pendekatan *r-largest order* dengan rentang nilai *r* dari 1 hingga 5 di enam titik lokasi, menunjukkan nilai yang cenderung meningkat secara konsisten seiring dengan bertambahnya nilai *r*. Nilai AIC terkecil diperoleh pada $r = 1$ untuk seluruh lokasi, yang secara statistik menandakan bahwa model GEV dengan $r = 1$ memberikan keseimbangan terbaik antara kesesuaian dan kesederhanaan model.

Namun penggunaan *r-largest order* dengan $r = 1$ sama hal nya dengan metode *block maxima* pada umumnya. Agar dapat memaksimalkan informasi kejadian ekstrem pada data, penelitian ini akan menggunakan pendekatan *r-largest order* dengan $r = 2$. Hal ini juga dikarenakan nilai $r = 2$ merupakan model yang memiliki nilai AIC terkecil ke dua. Pada penelitian ini juga akan membandingkan perbedaan hasil yang diberikan dari metode *block maxima* dengan metode 2-*largest order*.

4.2.2 Pengambilan Sampel Ekstrem dengan *Block Maxima* 2 *Largest Order*

Metode *Block Maxima* (BM) merupakan salah satu pendekatan pada EVT dalam identifikasi nilai ekstrem berdasarkan nilai maksimum data pengamatan dari tiap kelompok periode tertentu. Dengan pendekatan 2 *largest order*, data pengamatan yang akan diambil dari tiap blok adalah 2 nilai tertinggi. Data pengamatan dibagi menjadi blok musim meteorologi kemudian ditentukan data dengan 2 nilai tertinggi untuk setiap bloknya. Data tersebut kemudian diambil sebagai nilai ekstrem yang akan digunakan sebagai sampel pada metode ini. Dengan bantuan *software Rstudio*, pada Gambar 4.2 berikut diilustrasikan pembagian blok pada data curah hujan harian untuk setiap titik lokasi pengamatan pada periode 1 Desember 2004 – 30 November 2006.



Gambar 4.2 *Scatterplot* Data Curah Hujan Harian di Titik (a) Baiturrahman, (b) Muara Dua, (c) Johan Pahlawan, (d) Tapak Tuan, (e) Lut Tawar, (f) Kuala Simpang.

Gambar 4.2 memberikan visualisasi scatterplot dari data curah hujan harian dengan garis vertikal putus-putus berwarna hitam sebagai pembatas antar blok musim meteorologi. Titik berwarna merah merupakan sampel data ekstrem yang merupakan 2 data tertinggi di setiap blok untuk masing masing titik pengamatan. Dengan jumlah blok sebanyak 80 blok dan 2 nilai ekstrem masing masing bloknya, maka terdapat 160 sampel ekstrem yang akan diteliti. Sampel ekstrem yang diperoleh dari masing-masing titik lokasi pengamatan kemudian dibagi menjadi data *training* dan *testing* dengan komposisi 80:20. Data training diperuntukkan dalam proses pembentukan model *spatial extreme value* sedangkan data *testing* digunakan untuk pengujian kebaikan model yang telah didapatkan. Dengan proporsi data *training* sebesar 80% maka periode waktu yang termasuk dalam data *training* adalah DJF-2005 – SON-2020 dengan jumlah blok sebanyak 64 dengan jumlah data sebanyak 128 sampel ekstrem. Sedangkan sisanya sebanyak 20% dengan periode DJF-2021 – SON-2024 sehingga terdapat 16 blok dengan jumlah data sebanyak 32 sampel ekstrem. Data *training* dan *testing* dapat dilihat pada Lampiran 2 dan Lampiran 3.

4.3 Pengolahan Data *Training*

Data *training* akan digunakan dalam proses pembentukan model spasial. Terdapat beberapa tahapan untuk membentuk model spasial yang nantinya akan digunakan dalam prediksi nilai ekstrem kedepan. Tahapan dimulai dengan menguji kandungan pola tren pada data ekstrem yang kemudian dilanjutkan uji kesesuaian data terhadap distribusi GEV. Setelah diketahui pola, maka dilanjutkan ke tahap estimasi parameter secara univariat yang kemudian digunakan untuk mengubah bentuk data menjadi bentuk unit margin *Frechet Z*. Data unit *Z* dan koordinat masing-masing lokasi disusun menjadi beberapa kombinasi model *trend surface* yang selanjutnya dipilih yang terbaik berdasarkan nilai TIC terkecil. Dari model terbaik kemudian dilakukan estimasi parameter spasial sehingga ditemukan estimator yang akan digunakan juga dalam mengukur kebaikan model.

4.3.1 Pengujian Pola Tren pada Data Ekstrem

Dalam menganalisa statistik non-parametrik dapat menggunakan *Mann Kendall Trend Test* yang dapat mempelajari variasi spasial dan tren pada data. Uji diterapkan untuk masing-masing titik lokasi pengamatan dengan hipotesis pengujian sebagai berikut.

$H_0: S = 0$ (Tidak terdapat tren/pola pada sampel data)
$H_1: S \neq 0$ (Terdapat tren/pola pada sampel data)
dengan H_0 akan ditolak apabila $|Z_{hitung}| > Z_{1-\alpha/2}$ atau nilai $p - value < \alpha$.

Penelitian ini menggunakan taraf signifikansi 5% dengan nilai Z_{tabel} sebesar 1,96. Hasil uji *Mann Kendall Trend Test* disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil *Mann Kendall Trend Test*

Titik Pengamatan	Z_{hitung}	Z_{Tabel}	P-value	Kesimpulan
Baiturrahman	4,5417	1,96	0,0000	*Increase*
Muara Dua	0,2348		0,8144	*No trend*
Johan Pahlawan	-3,1843		0,0014	*Decrease*
Tapak Tuan	2,5520		0,0107	*Increase*
Lut Tawar	-0,5355		0,5923	*No trend*
Kuala Simpang	-2,5046		0,0123	*Decrease*

Berdasarkan Tabel 4.5 terdapat perbedaan keputusan disetiap titik lokasi pengamatan. titik Muara Dua dan Lut Tawar memiliki nilai $|Z_{hitung}| > Z_{tabel}$ dan nilai $p - value < \alpha$ sehingga keputusan yang diambil adalah gagal tolak H_0 dengan kesimpulan tidak terdapatnya kandungan tren pada sampel ekstrem di titik lokasi ini. Sedangkan titik Baiturrahman, Johan Pahlawan, Tapak Tuan, dan Kuala Simpang memiliki nilai $|Z_{hitung}| < Z_{tabel}$ dan nilai $p - value > \alpha$ sehingga keputusan yang diambil adalah tolak H_0. Nilai Z yang positif menunjukkan adanya tren meningkat, sedangkan nilai Z yang negatif menunjukkan adanya tren menurun pada data (Yue dkk., 2002). Oleh karena itu, kesimpulan terdapatnya kandungan tren pada sampel ekstrem di titik lokasi ini dengan rincian titik Baiturrahaman dan Tapak Tuan mengalami tren meningkat, sedangkan titik Johan Pahlawan dan Kuala Simpang mengalami tren menurun. Oleh karena itu, data akan dilakukan *fitting* distribusi GEV stasioner untuk titik Muara Dua dan Lut Tawar serta *fitting* distribusi GEV non-stasioner untuk titik Baiturrahman, Johan Pahlawan, Tapak Tuan, dan Kuala Simpang.

4.3.2 Pengujian Kesesuaian Distribusi

Setelah pengujian pola tren pada data, selanjutnya dilakukan pengujian kesesuaian distribusi atau *Goodness of Fit Test* menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk mengetahui apakah data ekstrem pada ketiga lokasi telah mengikuti distribusi teoritis GEV. Hipotesis untuk uji ini adalah

$H_0: S(x) = F_0(x)$ (Distribusi dari data *training* mengikuti distribusi GEV)
$H_1: S(x) \neq F_0(x)$ (Distribusi dari data *training* tidak mengikuti distribusi GEV)
dengan H_0 akan ditolak apabila *p-value* < α atau $D_{Tabel} < D_{Hitung}$.

Penelitian ini menggunakan taraf signifikansi 5% dengan distribusi teoritis adalah distribusi GEV dengan nilai D_{Tabel} sebagai berikut:

$$D_{tabel} = \frac{1{,}35810}{\sqrt{128}} = 0{,}12004 \tag{4.6}$$

Tabel 4.6 Hasil Uji *Goodness of Fit Test*

Titik Pengamatan	D_{Hitung}	D_{Tabel}	***p-value***	α	**Keputusan**
Baiturrahman	0,06456299	0,12004	0,6601329	0,05	Gagal tolak H_0
Muara Dua	0,04515437		0,9565683		
Johan Pahlawan	0,04656486		0,9441611		
Tapak Tuan	0,06076783		0,7319154		
Lut Tawar	0,04091910		0,9828760		
Kuala Simpang	0,07619826		0,4471486		

Berdasarkan Tabel 4.6 ditunjukkan bahwa nilai p-value > α dan $D_{Tabel} > D_{Hitung}$ untuk seluruh titik lokasi pengamatan sehingga keputusan yang diperoleh adalah gagak tolak H_0 sehingga dapat disimpulkan bahwa sampel ekstrem di seluruh titik lokasi pengamatan mengikuti distribusi GEV.

4.3.3 Estimasi Parameter *Univariate* pada Setiap Titik Pengamatan

Untuk melanjutkan analisis spasial, perlu dilakukan estimasi parameter GEV secara univariat untuk data ekstrem setiap lokasi sebelumnya. Pada distribusi GEV terdapat 3 parameter yang diestimasikan, yaitu parameter lokasi/location (μ), parameter skala/scale (σ), dan parameter bentuk/shape (ξ). Untuk mengestimasikan parameter akan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE),

Pada proses MLE, dibentuk terlebih dahulu fungsi likelihood dari GEV. Fungsi likelihood dari distribusi GEV adalah sebagai berikut.

$$L(\mu, \sigma, \xi) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{\sigma} [1 + \xi z_i]^{-\frac{1}{\xi}-1} \exp \left\{ -(1 + \xi z_i)^{-\frac{1}{\xi}-1} \right\} \tag{4.7}$$

dengan:

$$z_i = \frac{y_i - \mu}{\sigma} \; ; 1 + \xi z_i > 0 \tag{4.8}$$

Selanjutnya dibentuk fungsi log-likelihood dari GEV dengan bentuk sebagai berikut.

$$\ell(\mu, \sigma, \xi) = -n \log\sigma - \left(1 + \frac{1}{\xi}\right) \sum_{i=1}^{n} \log(1 + \xi z_i) - \sum_{i=1}^{n} (1 + \xi z_i)^{-\frac{1}{\xi}} \tag{4.8}$$

Dengan syarat: $1 + \xi z_i > 0$ dan $\sigma > 0$.

Perhitungan estimasi dari masing masing parameter berupa bentuk turunan pertama dari fungsi log-likelihood terhadap masing masing parameter. Berikut bentuk umum dari turunan pertama fungsi log-likelihood dari masing masing parameter

a. Terhadap parameter lokasi (μ):

$$\frac{\partial \ell}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma}\left[\left(1 + \frac{1}{\xi}\right) \sum_{i=1}^{n} \frac{\xi}{1 + \xi z_i} - \sum_{i=1}^{n} (1 + \xi z_i)^{-\frac{1}{\xi}-1}\right] \tag{4.9}$$

b. Terhadap parameter skala (σ):

$$\frac{\partial \ell}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^2}\left(1 + \frac{1}{\xi}\right) \sum_{i=1}^{n} \frac{\xi(y_i - \mu)}{1 + \xi z_i} - \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \mu)(1 + \xi z_i)^{-\frac{1}{\xi}-1} \tag{4.10}$$

c. Terhadap parameter bentuk (ξ):

$$\frac{\partial \ell}{\partial \xi} = \sum_{i=1}^{n} \left[\left(\frac{1}{\xi^2} \log(1 + \xi z_i) - \frac{z_i}{\xi(1 + \xi z_i)}\right)\left(1 + \frac{1}{\xi}\right) + \frac{1}{\xi^2} (1 + \xi z_i)^{-\frac{1}{\xi}-1} \log(1 + \xi z_i)\right] \tag{4.11}$$

Untuk kasus non-stasioner, maka parameter lokasi (μ) dan parameter skala (σ) dipengaruhi oleh waktu. Namun parameter bentuk (ξ) dianggap konstan karena ketidakstabilan numerik.

Turunan fungsi log-likelihood untuk GEV terahadap masing masing paramter berbentuk tidak *closed form*. Oleh karena itu, digunakan proses iterasi numerik dengan metode *nelder-mead* agar dapat memberikan hasil dari estimasi untuk setiap parameter. Hasil estimasi paramter untuk lokasi yang mengandung trend pada data disajikan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Univariat Non-Stasioner

Titik Pengamatan	$\boldsymbol{\hat{\mu}_{x_i} = \hat{\mu}_0 + \hat{\mu}_1 t}$	$\boldsymbol{\hat{\sigma}_{x_i} = \hat{\sigma}_0 + \hat{\sigma}_1 t}$	$\boldsymbol{\hat{\xi}_{x_i}}$
Baiturrahman ($\boldsymbol{x_1}$)	$22{,}6523 + 0{,}2242t$	$2{,}1124 + 0{,}0112t$	0,1662046
Johan Pahlawan ($\boldsymbol{x_3}$)	$56{,}0548 - 0{,}0351t$	$2{,}8272 + 0{,}0043t$	0,18562218
Tapak Tuan ($\boldsymbol{x_4}$)	$39{,}6311 + 0{,}0606t$	$2{,}5360 + 0{,}0034t$	0,026590397
Kuala Simpang ($\boldsymbol{x_6}$)	$30{,}5667 - 0{,}1022t$	$2{,}3143 + 0{,}0025t$	0,197805688

Tabel 4.7 menunjukkan hasil estimasi parameter untuk lokasi yang tidak stasioner. Pada kasus non-stasioner parameter lokasi diperoleh dengan mengikuti formula $\hat{\mu}_{x_i} = \hat{\mu}_0 + \hat{\mu}_1 t$, parameter skala diperoleh dengan mengikuti formula $\hat{\sigma}_{x_i} = \hat{\sigma}_0 + \hat{\sigma}_1 t$, dan parameter bentuk dianggap konstan sehingga tidak terpengaruh pada variabel kovariat. Estimasi parameter bentuk di setiap lokasi untuk data non-stasioner bernilai lebih dari 0. Hal ini menunjukkan keempat lokasi non stasioner ini mengikuti distribusi *Frechet*. Untuk menggambarkan fungsi distribusi

kumulatif (CDF) dari lokasi ini didapatkan dengan menstubtitusikan hasil estimasi kedalam persamaan 2.9 dengan hasil sebagai berikut.

a. Baiturrahman

$$F(y;\hat{\mu},\hat{\sigma},\hat{\xi}) = \exp\left(-\left[1+0{,}1662046\left(\frac{y-22{,}6523+0{,}2242(t)}{2{,}1124+0{,}0112(t)}\right)\right]^{-\frac{1}{0{,}1662046}}\right) \quad (4.12)$$

b. Johan Pahlawan

$$F(y;\hat{\mu},\hat{\sigma},\hat{\xi}) = \exp\left(-\left[1+0{,}1856222\left(\frac{y-56{,}0548-0{,}0351(t)}{2{,}8272+0{,}0043(t)}\right)\right]^{-\frac{1}{0{,}1856222}}\right) \quad (4.13)$$

c. Tapak Tuan

$$F(y;\hat{\mu},\hat{\sigma},\hat{\xi}) = \exp\left(-\left[1+0{,}0265904\left(\frac{y-39{,}6311+0{,}0606(t)}{2{,}5360+0{,}0034(t)}\right)\right]^{-\frac{1}{0{,}0265904}}\right) \quad (4.14)$$

d. Kuala Simpang

$$F(y;\hat{\mu},\hat{\sigma},\hat{\xi}) = \exp\left(-\left[1+0{,}1978057\left(\frac{y-30{,}5667-0{,}1022(t)}{2{,}3143+0{,}0025(t)}\right)\right]^{-\frac{1}{0{,}1978057}}\right) \quad (4.15)$$

Hasil estimasi parameter untuk lokasi Muara Dua dan Lut Tawar yang memiliki data stasioner ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Estimasi Parameter Univariat Stasioner

Titik Pengamatan	$\hat{\boldsymbol{\mu}}_{x_i}$	$\hat{\boldsymbol{\sigma}}_{x_i}$	$\hat{\boldsymbol{\xi}}_{x_i}$
Muara Dua ($\boldsymbol{x_2}$)	35,72713270	13,74946573	0,08029773
Lut Tawar ($\boldsymbol{x_4}$)	51,71004003	16,24475419	0,07536277

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa estimasi parameter bentuk di setiap lokasi untuk data stasioner bernilai lebih dari 0. Hal ini menunjukkan keempat lokasi non stasioner ini mengikuti distribusi *Frechet*. Untuk menggambarkan fungsi distribusi kumulatif (CDF) dari lokasi ini didapatkan dengan menstubtitusikan hasil estimasi kedalam persamaan 2.9 dengan hasil sebagai berikut.

a. Muara Dua

$$F(y;\hat{\mu},\hat{\sigma},\hat{\xi}) = \exp\left(-\left[1+0{,}08029773\left(\frac{y-35{,}72713270}{13{,}74946573}\right)\right]^{-\frac{1}{0{,}08029773}}\right) \quad (4.16)$$

b. Lut Tawar

$$F(y;\hat{\mu},\hat{\sigma},\hat{\xi}) = \exp\left(-\left[1+0{,}07536277\left(\frac{y-51{,}71004003}{16{,}24475419}\right)\right]^{-\frac{1}{0{,}07536277}}\right) \quad (4.17)$$

CDF dari setiap lokasi menggambarkan probabilitas curah hujan ekstrem akan memiliki nilai kurang dari atau sama dengan nilai y.

4.3.4 Transformasi Data ke Unit *Margin Frechet*

Data ekstrem yang telah diperoleh harus ditransformasi ke bentuk unit margin Frechet dengan mensubstitusikan nilai ekstrem dan parameter univariat ke dalam Persamaan 2.23 sebelum dapat digunakan untuk analisis spasial. Hasil subtitusi berdasarkan estimasi paramater univariat yang telah didapatkan sebagai berikut.

a. Baiturrahman

$$Z(x_1) = \left(1 + \frac{0{,}1662046(Y(x_1) - 22{,}6523 + 0{,}2242(t)}{2{,}1124 + 0{,}0112(t)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}1662046}} \quad (4.18)$$

b. Muara Dua

$$Z(x_2) = \left(1 + \frac{0{,}08029773(Y(x_2) - 35{,}72713270}{13{,}74946573}\right)_+^{\frac{1}{0{,}08029773}} \quad (4.19)$$

c. Johan Pahlawan

$$Z(x_3) = \left(1 + \frac{0{,}18562218(Y(x_3) - 56{,}0548 - 0{,}0351(t)}{2{,}8272 + 0{,}0043(t)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}18562218}} \quad (4.20)$$

d. Tapak Tuan

$$Z(x_4) = \left(1 + \frac{0{,}026590397(Y(x_4) - 39{,}6311 + 0{,}0606(t)}{2{,}5360 + 0{,}0034(t)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}026590397}} \quad (4.21)$$

e. Lut Tawar

$$Z(x_5) = \left(1 + \frac{0{,}07536277(Y(x_5) - 51{,}71004003}{16{,}24475419}\right)_+^{\frac{1}{0{,}07536277}} \quad (4.22)$$

f. Kuala Simpang

$$Z(x_6) = \left(1 + \frac{0{,}197805688(Y(x_6) - 30{,}5667 - 0{,}1022(t)}{2{,}3143 + 0{,}0025(t)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}197805688}} \quad (4.23)$$

Dengan $Y(x_i)$ adalah data sampel ekstrem untuk masing masing titik lokasi pengamatan. hasil transformasi data sampel ekstrem dengan menggunakan pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Transformasi 3 Blok Pertama Data Sampel Curah Hujan Ekstrem

Blok ke-	Baiturrahman		Muara Dua		Johan Pahlawan		Tapak Tuan		Lut Tawar		Kuala Simpang	
	$Y(x_1)$	$Z(x_1)$	$Y(x_2)$	$Z(x_2)$	$Y(x_3)$	$Z(x_3)$	$Y(x_5)$	$Z(x_4)$	$Y(x_5)$	$Z(x_5)$	$Y(x_6)$	$Z(x_6)$
1	70,58	55,29	53,46	3,412	50,48	0,714	29,66	0,449	54,50	1,186	18,58	0,264
1	27,26	1,653	42,57	1,629	40,78	0,374	21,37	0,229	36,19	0,371	18,43	0,259
2	17,43	0,491	22,16	0,358	45,12	0,507	21,05	0,223	41,94	0,540	31,00	1,604
2	16,33	0,423	20,10	0,304	36,03	0,267	20,17	0,208	33,32	0,306	14,66	0,158
3	31,08	2,237	37,13	1,107	90,53	5,561	50,53	2,295	71,95	3,290	44,84	3,523
3	20,35	0,698	30,91	0,700	60,95	1,329	44,56	1,448	47,22	0,756	29,35	0,914

4.3.5 Pembentukan Model *Trend Surface*

Model spasial GEV menggunakan model *trend surface* yang merupakan kombinasi dari model linier dengan komponen spasial koordinat bujur/*longitude* (***u***) dan lintang/*latitude* (***v***) dengan bentuk umum yang mengikuti persamaan 2.28. Terdapat 9 kombinasi model *trend surface* yang disajikan pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Kombinasi Model *Trend Surface*

Kombinasi	$\hat{\mu}(x)$	$\hat{\sigma}(x)$	$\hat{\xi}(x)$
1	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},1}u(x)+\beta_{\hat{\mu},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},1}u(x)+\beta_{\hat{\sigma},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
2	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},1}u(x)+\beta_{\hat{\mu},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},1}u(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
3	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},1}u(x)+\beta_{\hat{\mu},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
4	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},1}u(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},1}u(x)+\beta_{\hat{\sigma},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
5	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},1}u(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},1}u(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
6	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},1}u(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
7	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},1}u(x)+\beta_{\hat{\sigma},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
8	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},1}u(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$
9	$\beta_{\hat{\mu},0}+\beta_{\hat{\mu},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\sigma},0}+\beta_{\hat{\sigma},2}v(x)$	$\beta_{\hat{\xi},0}$

Estimasi parameter untuk sembilan kombinasi model *trend surface* dilakukan dengan pendekatan GEV spasial secara umum dan akan dipilih satu model terbaik untuk selanjutnya digunakan dalam proses estimasi parameter. Penentuan model terbaik akan menggunakan nilai *Takeuchi Information Criterion* (TIC) terkecil dengan menggunakan persamaan 2.30. Hasil estimasi parameter dan nilai TIC untuk kesembilan model disajikan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Kombinasi Model *Trend Surface* dan Nilai TIC

No	**Kombinasi Model**	**TIC**
1	$\hat{\mu}(s)=1{,}008826668+0{,}003686426\ lon(s)+0{,}009156666\ lat(s)$ $\hat{\sigma}(s)=0{,}995851896+{,}007762271\ lon(s)+0{,}017777292\ lat(s)$ $\hat{\xi}(s)=0{,}962070007$	3284,080
2	$\hat{\mu}(s)=1{,}0092097271-0{,}0025491137\ lon(s)-0{,}0039243955\ lat(s)$ $\hat{\sigma}(s)=0{,}9966158562-0{,}0004923482\ lon(s)$ $\hat{\xi}(s)=0{,}9617208276$	3281,927
3	$\hat{\mu}(s)=1{,}013972698+0{,}007338728\ lon(s)+0{,}007265013\ lat(s)$ $\hat{\sigma}(s)=1{,}075090639-0{,}037018727\ lat(s)$ $\hat{\xi}(s)=1{,}076090333$	3295,493
4	$\hat{\mu}(s)=1{,}0090432887-0{,}0005089434\ lon(s)$ $\hat{\sigma}(s)=0{,}9968953725+0{,}0022336852\ lon(s)+0{,}0065467167\ lat(s)$ $\hat{\xi}(s)=0{,}9619279370$	3282,188
5*	$\boldsymbol{\hat{\mu}(s)=1{,}009438024-0{,}001160320\ lon(s)}$ $\boldsymbol{\hat{\sigma}(s)=0{,}996568873-0{,}001460131\ lon(s)}$ $\boldsymbol{\hat{\xi}(s)=0{,}961267858}$	**3280,446***
6	$\hat{\mu}(s)=1{,}013972698+0{,}004594351\ lon(s)$ $\hat{\sigma}(s)=1{,}075090639-0{,}037018727\ lat(s)$ $\hat{\xi}(s)=1{,}076090333$	3291,729
7	$\hat{\mu}(s)=1{,}009674586+0{,}007042481 lat(s)$ $\hat{\sigma}(s)=0{,}997603816+0{,}004728178\ lon(s)+0{,}014966362\ lat(s)$ $\hat{\xi}(s)=0{,}960902831$	3282,674
8	$\hat{\mu}(s)=1{,}009551969-0{,}004018946\ lat(s)$ $\hat{\sigma}(s)=0{,}996584258+0{,}002512900\ lon(s)$ $\hat{\xi}(s)=0{,}961151697$	3280,702
9	$\hat{\mu}(s)=1{,}01397270+0{,}00449279\ lat(s)$ $\hat{\sigma}(s)=1{,}07509064-0{,}03701873\ lat(s)$ $\hat{\xi}(s)=1{,}07609033$	3294,393

Berdasarkan Tabel 4.11, model *trend surface* yang memiliki nilai TIC terkecil ialah model kombinasi kelima dengan nilai TIC sebesar 3280,446. Kombinasi model kelima menggunakan koordinat *longitude* (u) dalam perhitungan parameter lokasi ($\hat{\mu}$) dan parameter skala ($\hat{\sigma}$). Kombinasi ini selanjutnya digunakan untuk mengestimasikan parameter SEV dengan pendekatan MSP model *Brown-Resnick.*

4.3.6 Perhitungan Semivariogram dan Koefisien Ekstremal

Nilai semivariogram $\gamma(\boldsymbol{h})$ digunakan untuk mengukur korelasi spasial berupa variansi selisih pengamatan pada setiap pasangan lokasi. Nilai semivariogram digunakan untuk mendapatkan koefisien ekstremal ($\theta(\boldsymbol{h})$) dengan memasukkan nilai semivariogram setiap pasangan titik pengamatan dalam persamaan 2.26. berikut contoh perhitungan koefisien ekstremal pada pasangan lokasi Baiturrahman – Muara Dua.

$$\theta(x_1 - x_2) = 2\Phi\left(\frac{\sqrt{0{,}04669568}}{2}\right) = 2\Phi(0{,}152745) = 2.0{,}560663 \\ = 1{,}121444002 \tag{4.24}$$

Hasil dari nilai semivariogram dan koefisien ekstremal untuk setiap pasangan titik pengamatan disajikan pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Semivariogram dan Koefisien Ekstremal

Lokasi 1	Lokasi 2	$\boldsymbol{\gamma(h)}$	$\boldsymbol{\theta(h)}$
Baiturrahman	Muara Dua	0,04669568	1,121444002
Baiturrahman	Johan Pahlawan	2,168819645	1,702286861
Baiturrahman	Tapak Tuan	132,517572	2
Baiturrahman	Lut Tawar	0,255684005	1,279319898
Baiturrahman	Kuala Simpang	0,557673605	1,402535367
Muara Dua	Johan Pahlawan	2,851988445	1,767580702
Muara Dua	Tapak Tuan	127,5891302	2
Muara Dua	Lut Tawar	0,520914245	1,390193721
Muara Dua	Kuala Simpang	0,927113445	1,504033591
Johan Pahlawan	Tapak Tuan	168,5925394	2
Johan Pahlawan	Lut Tawar	0,93516488	1,505898533
Johan Pahlawan	Kuala Simpang	0,52695378	1,392258516
Tapak Tuan	Lut Tawar	144,4150125	2
Tapak Tuan	Kuala Simpang	150,268448	2
Lut Tawar	Kuala Simpang	0,0581405	1,135383066

Berdasarkan Tabel 4.12 nilai koefisien ekstremal yang didapatkan untuk seluruh pasangan titik pengamatan memiliki nilai yang beragam. Nilai koefisien ektremal terkecil ditunjukkan oleh pasangan titik Baiturrahman – Muara Dua sebesar 1,121444002 sedangkan seluruh titik pengamatan yang berpasangan dengan titik Tapak Tuan memiliki nilai 2. Dapat disimpulkan bahwa model berhasil mendeteksi adanya ketergantungan spasial ekstrem pada beberapa pasangan lokasi. Namun pada lokasi yang berpasangan dengan Tapak Tuan tidak terdeteksi ketergantungan nilai ekstrem yang terjadi. Tetapi model masih dapat digunakan untuk pemetaan risiko curah hujan ekstrem secara spasial bagi pasangan lokasi yang memiliki nilai lebih kecil dari 2.

4.3.7 Estimasi Parameter GEV *Spatial* Model *Brown-Resnick*

Menggunakan kombinasi model *trend surface* kelima dari Tabel 4.10, dilakukan estimasi parameter GEV spasial untuk pendekatan MSP model *Brown-Resnick* dengan metode *Maximum Pairwise Likelihood Estimation* (MPLE). Berikut merupakan model *Brown-Resnick* yang didapatkan dengan kombinasi dari efek spasial pada parameter lokasi ($\hat{\mu}$) dan parameter skala ($\hat{\sigma}$) yang dipengaruhi oleh koordinat *longitude* (u).

$$\begin{aligned} \hat{\mu}(s) &= -0{,}345081170 + 0{,}01397260\, lon(s) \\ \hat{\sigma}(s) &= -0{,}0062302 + 0{,}01658487 lon(s) \\ \hat{\xi}(s) &= 1{,}01416952 \end{aligned} \tag{4.25}$$

Berdasarkan model pada persamaan 4.25 yang merupakan hasil estimasi parameter spasial dengan pendekatan MSP model *Brown-Resnick*, dapat ditentukan estimasi parameter spasial untuk masing masing titik lokasi pengamatan dengan mensubtitusikan koordinat *longitude* ($\boldsymbol{u}$) kedalam. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Estimasi Parameter Model *Brown-Resnick*

Titik Pengamatan	$\hat{\boldsymbol{\mu}}(\boldsymbol{x})$	$\hat{\boldsymbol{\sigma}}(\boldsymbol{x})$	$\hat{\boldsymbol{\xi}}(\boldsymbol{x})$
Baiturrahman	0,986754925	0,980208643	1,01416952
Muara Dua	1,012034153	1,01021399	
Johan Pahlawan	0,998071334	0,993640729	
Tapak Tuan	1,012787276	1,011107914	
Lut Tawar	1,008123222	1,005571885	
Kuala Simpang	1,025077575	1,025695966	

Dari Tabel 4.13 menunjukkan hasil estimasi parameter dengan menggunakan metode MPLE untuk setiap lokasi dari model *Brown-Resnick* pada persamaan 4.25 untuk masing masing titik pengamatan. Parameter ini selanjutnya digunakan untuk menghitung kebaikan model menggunakan metode MAPE.

4.4 Uji Kebaikan Model Menggunakan Data *Testing*

Untuk menghitung kebaikan model yang didapatkan dengan metode MAPE, maka perlu dihitung selisih antara nilai aktual pada data *testing* dan estimasi *return level* curah hujan ekstrem untuk periode data *testing*. Nilai aktual untuk pengujian kebaikan model merupakan nilai maksimum pada periode data *testing* di keenam titik pengamatan yang disajikan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Nilai Aktual untuk Uji Kebaikan Model pada Keenam Titik Pengamatan

Titik Pengamatan	Blok ke-	Nilai Aktual
Baiturrahman	17	124,71
Muara Dua	5	118,67
Johan Pahlawan	3	132,46
Tapak Tuan	5	110,91
Lut Tawar	25	138,62
Kuala Simpang	9	122,94

Nilai *return level* dari keenam titik pengamatan didapatkan melalui subtitusi pada persamaan berikut

$$z_p(x_i) = \hat{\mu}_{x_i} - \frac{\hat{\sigma}_{x_i}}{\hat{\xi}_{x_i}}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{T}\right)\right]^{-\widehat{\xi}_{x_i}}\right) \tag{4.26}$$

Berikut adalah hasil perhitungan untuk setiap titik pengamatan.

a. Baiturrahman

$$z_p(x_1) = 0{,}989140579 - \frac{1{,}032763377}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{17}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 16{,}60306 \quad (4.27)$$

b. Muara Dua

$$z_p(x_2) = 1{,}014435891 - \frac{1{,}062571937}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{5}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 4{,}570036 \quad (4.28)$$

c. Johan Pahlawan

$$z_p(x_3) = 1{,}000464188 - \frac{1{,}04610737}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{3}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 2{,}460071 \quad (4.29)$$

d. Tapak Tuan

$$z_p(x_4) = 1{,}015189493 - \frac{1{,}063459999}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{5}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 4{,}573943 \quad (4.30)$$

e. Lut Tawar

$$z_p(x_4) = 1{,}010522472 - \frac{1{,}057960277}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{25}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 25{,}42595 \quad (4.31)$$

f. Kuala Simpang

$$z_p(x_4) = 1{,}027487612 - \frac{1{,}077952376}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{9}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 8{,}858890 \quad (4.32)$$

Hasil perhitungan ini masih dalam bentuk unit *margin Frechet*, sehingga perlu ditransformasikan kembali dalam bentuk awal GEV yaitu dalam satuan mm/hari melalui subtitusi parameter univariat setiap titik pengamatan dalam persamaan 2.9. Hasil transformasi disajikan sebagai berikut.

a. Baiturrahman

$$16{,}60306 = \left(1 + \frac{0{,}1662046(Y(x_1) - 22{,}6523 + 0{,}2242(73)}{2{,}1124 + 0{,}0112(73)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}1662046}} = 106{,}0568 \quad (4.33)$$

b. Muara Dua

$$4{,}570036 = \left(1 + \frac{0{,}08029773(Y(x_2) - 35{,}72713270}{13{,}74946573}\right)_+^{\frac{1}{0{,}08029773}} = 57{,}94779 \quad (4.34)$$

c. Johan Pahlawan

$$2{,}460071 = \left(1 + \frac{0{,}18562218(Y(x_3) - 56{,}0548 - 0{,}0351(66)}{2{,}8272 + 0{,}0043(66)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}18562218}} = 75{,}66052 \quad (4.35)$$

d. Tapak Tuan

$$4{,}573943 = \left(1 + \frac{0{,}026590397(Y(x_4) - 39{,}6311 + 0{,}0606(67)}{2{,}5360 + 0{,}0034(67)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}026590397}} = 68{,}43812 \quad (4.36)$$

e. Lut Tawar

$$25{,}42595 = \left(1 + \frac{0{,}07536277(Y(x_5) - 51{,}71004003}{16{,}24475419}\right)_+^{\frac{1}{0{,}07536277}} = 111{,}2377 \quad (4.37)$$

f. Kuala Simpang

$$8{,}858890 = \left(1 + \frac{0{,}197805688(Y(x_6) - 30{,}5667 - 0{,}1022(69)}{2{,}3143 + 0{,}0025(69)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}197805688}} = 56{,}43097 \quad (4.38)$$

Berikut merupakan nilai aktual ($Y(x_i)$) periode data *testing* dan hasil *return level* ($\hat{z}_p(x_i)$) dari curah hujan ekstrem dalam bentuk unit *margin Frechet* serta distribusi GEV untuk keseluruhan lokasi.

Tabel 4.15 Hasil Prediksi Curah Hujan Ekstrem Periode Data *Testing* Model *Brown-Resnick*

Titik Pengamatan	$Y(x_i)$	$\hat{z}_p(x_i)$ **Model *Brown-Resnick***	
		Frechet	**GEV**
Baiturrahman	124,71	16,60306	106,0568
Muara Dua	132,46	4,570036	57,94779
Johan Pahlawan	118,67	2,460071	75,66052
Tapak Tuan	110,91	4,573943	68,43812
Lut Tawar	138,62	25,42595	111,2377
Kuala Simpang	122,94	8,858890	56,43097

Berdasarkan Tabel 4.15 menunjukkan hasil prediksi berdasarkan model *Brown-Resnick* sesuai periode nilai aktual pada data *testing*. Hasil prediksi pada titik pengamatan Baiturrahman serta Lut Tawar memiliki nilai yang paling dekat dengan nilai aktualnya. Walaupun keseluruhan prediksi tidak melewati nilai aktual di setiap titik pengamatan. Selanjutnya dari hasil prediksi ini diukur tingkat akurasi terhadap nilai aktual menggunakan nilai MAPE dengan persamaan 2.35. perhitungan MAPE untuk model *Brown-Resnick* adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} MAPE_r = \frac{1}{6} \times \Bigg(& \left|\frac{124{,}71 - 106{,}0568}{124{,}71}\right| + \left|\frac{118{,}67 - 75{,}66052}{118{,}67}\right| \\ & + \left|\frac{132{,}46 - 57{,}94779}{132{,}46}\right| + \left|\frac{110{,}91 - 68{,}43812}{110{,}91}\right| \\ & + \left|\frac{138{,}62 - 111{,}2377}{138{,}62}\right| + \left|\frac{122{,}94 - 56{,}43097}{122{,}94}\right| \Bigg) \times 100\% \end{aligned} \quad (4.39)$$

$$\begin{aligned} MAPE_r = \tfrac{1}{6} \times (& 0{,}1495723 + 0{,}3624292 + 0{,}5625261 + 0{,}38294 + \\ & +0{,}1975346 + 0{,}5409877) \times 100\% = 36{,}59983\% \end{aligned}$$

Dari perhitungan MAPE, didapatkan nilai sebesar 36.59983% yang mana jika ditinjau berdasarkan Tabel 2.3, nilai ini menunjukkan model *Brown-Resnick* dengan kriteria layak untuk digunakan. Selanjutnya dapat dilakukan estimasi *return level* pendekatan MSP model *Brown-Resnick* untuk periode ulang yang sama dengan data *testing* dan beberapa tahun setelahnya.

4.5 Prediksi Return Level

Menggunaka model *Brown-Resnick* yang telah didapatkan, maka pada penelitian ini akan melakukan prediksi *return level* untuk periode ulang 10, 15, dan 20 tahun terhitung dari akhir periode data *training* yaitu pada periode bulan September-Oktober-November (SON) tahun 2020. Maka periode ulang tersebut scara berturut turut berada pada periode ke-80, 120, dan 160 dari akhir periode data *training*. Nilai prediksi *return level* yang dimaksud adalah prediksi curah hujan maksimum yang dapat dicapai dalam periode yang telah dijelaskan. Untuk mendapatkan nilai *return level* tersebut akan menggunakan parameter yang telah didapatkan pada bagian 4.3.7 yang disubtitusikan kedalam persamaan 4.14 dengan menggunakan $T = 80$ untuk periode 10 tahun, $T = 120$ untuk periode 15 tahun, serta $T = 160$ untuk periode 20 tahun. Berikut merupakan hasil perhitungan *return level* untuk keenam lokasi pada periode 15 tahun mendatang:

a. Kec. Baiturrahman

$$z_p(x_1) = 0{,}989140579 - \frac{1{,}032763377}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{80}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 81{,}76621 \qquad (4.40)$$

b. Kec. Muara Dua

$$z_p(x_2) = 1{,}014435891 - \frac{1{,}062571937}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{80}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 84{,}26442 \qquad (4.41)$$

c. Kec. Johan Pahlawan

$$z_p(x_3) = 1{,}000464188 - \frac{1{,}04610737}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{80}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 82{,}88455 \qquad (4.42)$$

d. Kec. Tapak Tuan

$$z_p(x_4) = 1{,}015189493 - \frac{1{,}063459999}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{80}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 84{,}33885 \qquad (4.43)$$

e. Kec. Lut Tawar

$$z_p(x_4) = 1{,}010522472 - \frac{1{,}057960277}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{80}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 83{,}87792 \qquad (4.44)$$

f. Kota Kuala Simpang

$$z_p(x_4) = 1{,}027487612 - \frac{1{,}077952376}{0{,}96149502}\left(1 - \left[-ln\left(1 - \frac{1}{80}\right)\right]^{-0{,}96149502}\right) = 85{,}55343 \qquad (4.45)$$

Hasil perhitungan untuk seluruh periode disajikan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Prediksi *Return Level* dalam Unit *Margin Frechet*

Titik Pengamatn	**Periode**		
	10 Tahun	**15 Tahun**	**20 Tahun**
Kec. Baiturrahman	81,76621	123,61176	165,65995
Kec. Muara Dua	84,26442	125,30353	170,72625
Kec. Johan Pahlawan	82,88455	127,39091	167,92791
Kec. Tapak Tuan	84,33885	127,50350	170,87718
Kec. Lut Tawar	83,87792	126,80625	169,94244
Kota Kuala Simpang	85,55343	129,34086	173,34032

Hasil yang disajikan pada Tabel 4.16 masih dalam bentuk unit *margin Frechet* sehingga perlu dilakukan transformasi kembali dalam bentuk awal GEV yaitu dalam satuan mm/hari. Perhitungan transformasi untuk periode 10 tahun dari keenam lokasi sebagai berikut.

a. Kec. Baiturrahman

$$81{,}76621 = \left(1 + \frac{0{,}1662046(Y(x_1) - 22{,}6523 + 0{,}2242(104)}{2{,}1124 + 0{,}0112(104)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}1662046}} = 217{,}9449 \qquad (4.46)$$

b. Kec. Muara Dua

$$84{,}26442 = \left(1 + \frac{0{,}l08029773(Y(x_2) - 35{,}72713270}{13{,}74946573}\right)_+^{\frac{1}{0{,}08029773}} = 108{,}9558 \qquad (4.47)$$

c. Kec. Johan Pahlawan

$$82{,}88455 = \left(1 + \frac{0{,}18562218(Y(x_3) - 56{,}0548 - 0{,}0351(104)}{2{,}8272 + 0{,}0043(104)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}18562218}} = 232{,}449 \qquad (4.48)$$

d. Kec. Tapak Tuan

$$84{,}33885 = \left(1 + \frac{0{,}026590397(Y(x_4) - 39{,}6311 + 0{,}0606(104)}{2{,}5360 + 0{,}0034(104)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}026590397}} = 131{,}3434 \qquad (4.49)$$

e. Kec. Lut Tawar

$$83{,}87792 = \left(1 + \frac{0{,}07536277(Y(x_5) - 51{,}71004003}{16{,}24475419}\right)_+^{\frac{1}{0{,}07536277}} = 137{,}1291 \qquad (4.50)$$

f. Kota Kuala Simpang

$$85{,}55343 = \left(1 + \frac{0{,}197805688(Y(x_6) - 30{,}5667 - 0{,}1022(104)}{2{,}3143 + 0{,}0025(104)}\right)_+^{\frac{1}{0{,}197805688}} = 114{,}06 \qquad (4.51)$$

Hasil transformasi *return level* untuk seluruh periode dapat dilihat pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17 Transformasi *Return Level* Curah Hujan

Titik Pengamatn	**Periode**		
	10 Tahun	**15 Tahun**	**20 Tahun**
Kec. Baiturrahman	217,9449	295,0534	388,6079
Kec. Muara Dua	108,9558	117,2049	123,2168
Kec. Johan Pahlawan	232,4490	275,6785	317,8814
Kec. Tapak Tuan	131,3434	147,8182	163,2728
Kec. Lut Tawar	137,1291	146,6511	153,5787
Kota Kuala Simpang	114,0600	131,3638	146,7881

Tabel 4.17 menyajikan nilai *return level* yang terus meningkat seiring bertambahnya waktu untuk seluruh titik pengamatan. Kec. Baiturrahman merupakan titik pengamatan yang mengalami peningkatan yang sangat drastis, sedangkan Kec. Muara Dua menjadi titik pengamatan yang mengalami peningkatan paling kecil jika dibandingkan dengan titik pengamatan lainnya. Namun secara keseluruhan nilai prediksi yang didapatkan berada pada kategori curah hujan yang sangat lebat, bahkan pada kasus curah hujan yang melebihi 150 mm/hari dapat dikategorikan curah hujan yang ekstrem.

Prediksi curah hujan pada periode kedepan juga menggunakan model yang dibangun dari keseluruhan data (*training* + *testing*). Dilakukan pembentukan model kembali dengan keseluruhan data dimulai dari pengujian kandungan tren pada setiap lokasi seperti hal nya pada bagian 4.3.1 sebelumnya. Hasil pengujian kandungan tren yang didapatkan menunjukkan bahwa lokasi Kec. Baiturrahman, Kec. Muara Dua, dan Kec. Johan Pahlawan memiliki kandungan tren sedangkan lokasi lainnya tidak terdapat pola tren pada data. Dari keseluruhan data pada setiap lokasi juga sudah mengikuti distribusi GEV melalu pengujian *Goodness Of Fit Test* sebagaimana tahapan pada bagian 4.3.2.

Keseluruhan data ekstrem di setiap lokasi selanjutnya dihitung estimasi parameter untuk setiap lokasi menggunakan metode MLE berdasarkan PDF dari GEV baik stasioner dan non-stasioner menyesuaikan pola data setiap lokasi. Data ditransformasikan menjadi unit margin *Frechet Z* menggunkana parameter yang telah diestimasikan, lalu dibentuk menjadi 9 kombinasi model *trend surface* menggunakan koordinat setiap lokasi. Berdasarkan nilai TIC, didapatkan model keenam menjadi model terbaik yang memiliki nilai TC terkecil. Persamaan model keenam untuk keseluruhan data ekstrem sebagai berikut.

$$\begin{gathered}\hat{\mu}(s) = 1{,}006063674 - 0{,}002011103\, lon(s) \\ \hat{\sigma}(s) = 1{,}005877016 - 0{,}016522357\, lat(s) \\ \hat{\xi}(s) = 1{,}012836267\end{gathered} \tag{4.52}$$

Model tersebut menujukkan adanya variabel koordinat *longtitude* pada parameter lokasi dan koordinat *latitude* pada parameter skala. Kombinasi ini selanjutnya diestimasikan secara spasial dengan menggunakan *Max Stable Processes* model *Brown-Resnick*. Hasil estimasi parameter yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\begin{gathered}\hat{\mu}(s) = 1{,}81151988 - 0{,}00838294\, lon(s) \\ \hat{\sigma}(s) = 1{,}07768500 - 0{,}01427161\, lat(s) \\ \hat{\xi}(s) = 1{,}05424731\end{gathered} \tag{4.53}$$

Hasil estimasi parameter model *brown-resnick* selanjutnya digunakan untuk menghitung nilai *return level* pada periode ulang 10, 15, dan 20 tahun. Hasil yang didapatkan dari *return level* disajikan pada Tabel 4.18.

Tabel 4.18 *Return Level* Model dari Keseluruhan Data Ekstrem

Titik Pengamatan	**Periode**		
	10 Tahun	**15 Tahun**	**20 Tahun**
Kec. Baiturrahman	55,52880	105,6803	157,1377
Kec. Muara Dua	55,80788	106,2301	157,9652
Kec. Johan Pahlawan	56,62147	107,7884	160,2796
Kec. Tapak Tuan	57,30174	109,0986	162,2442
Kec. Lut Tawar	56,24280	107,0630	159,2064
Kota Kuala Simpang	56,49625	107,5589	159,9512

Hasil yang disajikan pada Tabel 4.18 masih dalam bentuk unit *margin Frechet* sehingga perlu dilakukan transformasi kembali dalam bentuk awal GEV yaitu dalam satuan mm/hari. Hasil transformasi disajikan pada Tabel 4.19.

Tabel 4.19 Transformasi *Return Level*

Titik Pengamatan	**Periode**		
	10 Tahun	**15 Tahun**	**20 Tahun**
Kec. Baiturrahman	130,5176	166,0864	203,2579
Kec. Muara Dua	132,7138	162,5358	190,7307
Kec. Johan Pahlawan	151,6752	172,6996	182,0808
Kec. Tapak Tuan	115,1895	130,2095	162,2442
Kec. Lut Tawar	138,2882	155,9735	167,5290
Kota Kuala Simpang	88,0943	100,3504	108,3327

Tabel 4.19 menyajikan nilai *return level* yang terus meningkat seiring bertambahnya waktu untuk seluruh titik pengamatan. Kec. Baiturrahman merupakan titik pengamatan yang mengalami peningkatan yang sangat drastis, sedangkan Kota Kuala Simpang menjadi titik pengamatan yang mengalami peningkatan paling kecil jika dibandingkan dengan titik pengamatan lainnya. Sama halnya dengan *return level* pada model yang dihasilkan dari data *training*, nilai yang dihasilkan juga menunjukkan kejadian curah hujan dengan kategori sangat lebat. Informasi ini dapat digunakan bagi pihak terkait sebagai dasar dalam menyusun rencana mitigasi bencana agar dapat menghindar dari kerugian yang timbul akibat bencana banjir atau longsor.

4.6 Estimasi Curah Hujan Ekstrem Menggunakan *Block Maxima*

Berdasarkan penentuan nilai *r* pada *r-largest order* terbaik yang telah dilakukan pada 4.2.1, menunjukkan bahwa nilai $r = 1$ merupakan model terbaik. Pada tahap ini dilakukan pengolahan sampel ekstrem yang diambil dengan pendekatan *Block Maxima* sehingga dapat dibandingkan kebaikan antara model yang dihasilkan oleh sampel ekstrem *Block Maxima* dengan sampel ekstrem *2-largset order*.

4.6.1. Estimasi Parameter Univariat – *Block Maxima*

Sebelum dilakukan estimasi parameter secara univariat, terlebih dahulu dilakukan pengujian kandungan pada data di setiap lokasi menggunakan *Mann Kendall Trend Test*.

Tabel 4.20 *Mann Kendall Trend Test – Block Maxima*

Lokais	Z_{hitung}	Z_{Tabel}	P-value	Kesimpulan
Baiturrahman	3,3372	1,96	0,0008463	*Increase*
Muara Dua	0,5852		0,5584	*No trend*
Johan Pahlawan	-2,0683		0,03861	*Decrease*
Tapak Tuan	1,9756		0,0482	*Increase*
Lut Tawar	0,2317		0,8167	*No trend*
Kuala Simpang	-1,1935		0,2327	*No trend*

Berdasarkan Tabel 4.20 dapat dilihat bahwa lokasi Baiturrahman, Johan Pahlawan, dan Tapak Tuan mengandung tren sedangkan lokasi lainnya tidak terdapat pola tren pada sampel ekstrem. Maka estimasi parameter MLE akan dilakukan menggunakan distribusi GEV non-stasioner untuk lokasi yang mengandung tren sedangkan lokasi yang tidak terdapat pola tren akan menggunakan distribusi GEV.

Hasil estimasi parameter untuk lokasi yang mengandung pola tren dapat dilihat pada Tabel 4.21

Tabel 4.21 Hasil Estimasi Parameter Unvariat non-Stasioner – *Block Maxima*

Titik Pengamatan	$\hat{\boldsymbol{\mu}}_{x_i} = \hat{\boldsymbol{\mu}}_0 + \hat{\boldsymbol{\mu}}_1 \boldsymbol{t}$	$\hat{\boldsymbol{\sigma}}_{x_i} = \hat{\boldsymbol{\sigma}}_0 + \hat{\boldsymbol{\sigma}}_1 \boldsymbol{t}$	$\hat{\boldsymbol{\xi}}_{x_i}$
Baiturrahman ($\boldsymbol{x_1}$)	$27{,}7166 + 0{,}2069t$	$2{,}3053 + 0{,}0100t$	0,1942556
Johan Pahlawan ($\boldsymbol{x_3}$)	$62{,}5226 - 0{,}0083t$	$2{,}8589 + 0{,}0073t$	0,0820000
Tapak Tuan ($\boldsymbol{x_4}$)	$45{,}9892 + 0{,}0497t$	$2{,}7549 - 0{,}0005t$	0,0570970

Estimasi parameter pada lokasi non-stasioner dipengaruhi oleh variabel waktu untuk parameter lokasi dan skala. Sedangkan hasil parameter untuk lokasi yang stasioner dapat dilihat pada Tabel 4.22

Tabel 4.22 Hasil Estimasi Parameter Uniavirat Stasioner – *Block Maxima*

Titik Pengamatan	$\hat{\boldsymbol{\mu}}_{x_i}$	$\hat{\boldsymbol{\sigma}}_{x_i}$	$\hat{\boldsymbol{\xi}}_{x_i}$
Muara Dua ($\boldsymbol{x_2}$)	46,93207360	15,61382670	0,12147910
Lut Tawar ($\boldsymbol{x_5}$)	62,85835473	18,87940814	0,03013551
Kuala Simpang ($\boldsymbol{x_6}$)	31,65344739	13,73529142	0,08551886

Berdasarkan Tabel 4.21 dan 4.22 dapat dilihat bahwa keseluruhan data memiliki nilai parameter bentuk yang lebih besar dari 0 sehingga keseluruhan lokasi mengikuti bentuk distribusi GEV dengan jenis *Frechet*. Setelah didapatkan estimasi parameter secara univariat, dilanjutkan dalam proses pembentukan model spasial dair GEV dengan mengubah terlebih dahulu sampel ekstrem di setiap lokasi menjadi bentuk unit margin *Frechet Z*.

4.6.2. Estimasi Parameter GEV Spasial Model *Brown-resnick – Block Maxima*

Sama halnya dengan tahapan yang telah dilakukan pada pengolahan sampel ekstrem *2-largest order*, untuk membangun model spasial dari distribusi GEV maka ditentukan model dari kombinasi parameter GEV terhadap koordinat *longtitude* dan *latitude* terbaik (model *trand surface*). Dengan proses yang sama yang diterapkan pada bagian 4.3.5, model *trand surface* terbaik berdasarkan nilai TIC terkecil terdapat pada model ke-5 dimana parameter lokasi dan parameter skala dipengaruhi oleh koordinat *longitude* dari setiap lokasi. Berikut merupakan model *trand surface* terbaik yang akan digunakan:

$$\begin{aligned} \hat{\mu}(s) &= 1{,}099691 - 0{,}1646778\, lon(s) \\ \hat{\sigma}(s) &= 1{,}2383431 - 0{,}2188763 lon(s) \\ \hat{\xi}(s) &= 1{,}0962356 \end{aligned} \tag{4.54}$$

Nilai TIC yang dihasilkan pada model ini sebesar 1869,997 dimana nilai ini merupakan nilai terkecil dibandingkan ke-8 model lainnya.

Kombinasi ini selanjutnya diestimasikan secara spasial dengan menggunakan *Max Stable Processes* model *Brown-Resnick*. Hasil estimasi parameter yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\begin{gathered}\hat{\mu}(s) = 31{,}2333656 - 0{,}3108106\, lon(s) \\ \hat{\sigma}(s) = 42{,}3659508 - 0{,}4241006 lon(s) \\ \hat{\xi}(s) = 1{,}1169045\end{gathered} \tag{4.55}$$

Hasil estimasi parameter model *brown-resnick* selanjutnya digunakan untuk menghitung nilai *return level* pada periode data *testing* (2021-DJF – 2024-SON) untuk mengetahui tingkat akurasi dari model memprediksi curah hujan ekstrem di provinsi Aceh.

4.6.3. Kebaikan Model – *Block Maxima*

Untuk menghitung kebaikan model yang didapatkan dengan metode MAPE, maka perlu dihitung selisih antara nilai aktual pada data *testing* dan estimasi *return level* curah hujan ekstrem untuk periode data *testing*. Nilai aktual untuk pengujian kebaikan model merupakan nilai maksimum pada periode data *testing* di keenam lokasi yang nilainya sudah tertera pada Tabel 4.14. Hasil prediksi curah hujan ekstrem pada periode data *testing* baik dalam disajikan pada Tabel 4.23.

Tabel 4.23 Hasil Prediksi Curah Hujan Ekstrem Periode Data *Testing – Block Maxima*

Titik Pengamatan	$Y(x_i)$	$\hat{z}_p(x_i)$ Model *Brown-Resnick*	
		Frechet	**GEV**
Baiturrahman	124,71	18,821763	125,18140
Muara Dua	132,46	2,875677	64,52967
Johan Pahlawan	118,67	2,079716	86,13020
Tapak Tuan	110,91	2,823296	65,52684
Lut Tawar	138,62	19,405510	116,41740
Kuala Simpang	122,94	3,780348	50,99799

Berdasarkan Tabel 4.23 menunjukkan hasil prediksi berdasarkan model *Brown-Resnick* sesuai periode nilai aktual pada data *testing*. Hasil prediksi pada titik pengamatan Baiturrahman nilai yang paling dekat dengan nilai aktualnya. Selanjutnya dari hasil prediksi ini diukur tingkat akurasi terhadap nilai aktual menggunakan nilai MAPE dengan persamaan 2.34. Perhitungan MAPE untuk model *Brown-Resnick* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} MAPE_{BM} = \frac{1}{6} \times \Bigg(& \left|\frac{124{,}71 - 125{,}1814}{124{,}71}\right| + \left|\frac{118{,}67 - 86{,}1302}{118{,}67}\right| \\ & + \left|\frac{132{,}46 - 64{,}52967}{132{,}46}\right| + \quad + \left|\frac{110{,}91 - 65{,}52684}{110{,}91}\right| \\ & + \left|\frac{138{,}62 - 116{,}4174}{138{,}62}\right| + \left|\frac{122{,}94 - 50{,}99799}{122{,}94}\right| \Bigg) \times 100\% \end{aligned} \tag{4.56}$$

$$\begin{aligned} MAPE_{BM} = \tfrac{1}{6} \times (& 0{,}003780251 + 0{,}2742041 + 0{,}5128366 + 0{,}4091891 + \\ & + 0{,}1601687 + 0{,}5851799) \times 100\% = 32{,}42264 \end{aligned}$$

Dari perhitungan MAPE, didapatkan nilai sebesar 32,42264% yang mana nilai ini menunjukkan model *Brown-Resnick* memiliki kriteria layak untuk digunakan. Jika dibandingkan dengan nilai MAPE pada sampel ekstrem *2-largest order*, tidak terdapat perbedaan yang cukup jauh dan keduanya masuk kedalam kategori layak. Namun Nilai MAPE pada sampel ekstrem *block maxima* cenderung lebih kecil daripada sampel ekstrem *2-largset order*.

4.7 Rangkuman Hasil

Pada bagian ini akan menyajikan rangkuman hasil analisis yang telah dilakukan terhadap data curah hujan ekstrem di Provinsi Aceh dengan metode *Spatial Extreme Value – Max Stable Processes* model *Brown-Resnick*. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, didapatkan hasil sebagai berikut:

a. Pemilihan nilai *r* dalam metode *r-largest order* mempertimbangkan dua aspek utama: kestabilan parameter dan nilai AIC. Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh bahwa nilai $r = 1$ memberikan hasil yang paling optimal. Namun, agar dapat memaksimalkan informasi kejadian ekstrem pada data, penelitian ini akan menggunakan pendekatan *2-largest order*. Hal ini juga dikarenakan nilai $r = 2$ merupakan model yang memiliki nilai AIC terkecil ke-dua.
b. Pada sampel ekstrem 2-*largest order* didapatkan bahwa Kec. Baiturrahman, Kec. Johan Pahlawan, Kec. Tapak Tuan, dan Kota Kuala Simpang memiliki pola tren pada data. Sedangkan pada sampel ekstrem *block maxima* menunjukkan hanya 3 lokasi pengamatan saja yang mengandung pola tren, yaitu Kec. Baiturrahman, Kec. Johan Pahlawan, dan Kec. Tapak Tuan.
c. Keseluruhan sampel ekstrem di setiap lokasi pengamatan sudah mengikuti distribusi GEV berdasarkan uji *kolmogorov smirnov*. Hasil estimasi parameter secara univariat menunjukkan bahwa seluruh lokasi pengamatan memiliki parameter bentuk ($\hat{\xi}$) lebih dari 0, sehingga sampel data ekstrem mengikuti distribusi *frechet*.
d. Dari kedua pendekatan yang digunakan (*block maxima* dan *2-largest* order), kombinasi model *trand surface* terbaik yang dipilih berdasarkan nilai TIC terkecil ditujukan kepada model ke-5. Dalam model ini terdiri dari parameter lokasi ($\hat{\mu}$) dan parameter skala ($\hat{\sigma}$) yang dipengaruhi oleh koordinat *longitude* dari masing masing lokasi pengamatan.
e. Berdasarkan rata rata data ekstrem serta semivariogram dari seluruh pasangan titik pengamatan ditunjukkan bahwa koefisien ekstremal yang didapat bernilai diantara 1,12 – 2. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi adanya ketergantungan spasial ekstrem pada beberapa pasangan lokasi. Namun pada lokasi yang berpasangan dengan Tapak Tuan tidak terdeteksi ketergantungan nilai ekstrem yang terjadi. Tetapi model masih dapat digunakan untuk pemetaan risiko curah hujan ekstrem secara spasial bagi pasangan lokasi yang memiliki nilai lebih kecil dari 2
f. Model *brown-resnick* yang dihasilkan, dari kedua pendekatan yang digunakan (*block maxima* dan *2-largest* order), memberikan tingkat akurasi yang berbeda. Berdasarkan nilai MAPE, tingkat akurasi model *brown-resnick* pada pendekatan 2-*largest order* memiliki nilai 36,599% sedangkan pada pendekatan *block maxima* sebesar 32,423%. Hal ini menunjukka model *brown-resnick* pada pendekatan *block maxima* memberikan tingkat akurasi yang lebih baik, walaupun keduanya sama sama tergolong pada kategori layak.
g. Hasil prediksi curah hujan ekstrem pada model *brown-resnick* dengan pendekatan *2-largest order* dan *block maxima* menunjukkan peningkatan nilai seiring bertambahnya waktu. Secara keseluruhan nilai prediksi yang didapatkan berada pada kategori curah hujan yang sangat lebat, bahkan pada kasus tertentu curah hujan yang melebihi 150 mm/hari dapat dikategorikan curah hujan yang ekstrem.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil prediksi curah hujan ekstrem di Provin Aceh khususnya Kecamatan Baiturrahman, Kecamatan Muara Dua, Kecamatan Johan Pahlawan, Kecamatan Tapak Tuan, Kecamatan Lut Tawar, dan Kota Kuala Simpang menggunakan pendekatan *Max Stable Processes* (MSP) model *Brown-Resnick*, penulis menemukan beberapa kesimpulan serta saran sebagai berikut.

5.1 Kesimpulan

1. *r-Largest Order* terbaik yang diperoleh berdasarkan nilai AIC terkecil adalah 1-*largest order* dimana metode ini pada akhirnya sama dengan pendekatan *block maxima*. Sehingga penelitian ini membandingkan hasil kebaikan model yang diperoleh dari model yang dibangun dengan pendekatan *block maxima* dan 2-*largest order*.
2. Hasil estimasi parameter *Mas Stable Processes* model *Brown-Resnick* dengan pendekatan *block maxima* menunjukkan akurasi prediksi yang lebih baik, dengan nilai MAPE sebesar 32,423%. Sedangkan pendekatan 2-*largest order* memiliki niali MAPE sebesar 36,599%. Keduanya termasuk dalam kategori layak.
3. berdasarkan nilai *return level* berada pada kategori sangat lebat yaitu lebih besar dari 100 mm/hari. nilai ini juga terus meningkat seiring bertambahnya periode waktu. Nilai prediksi tertinggi untuk periode waktu 10 tahun kedepan terjadi di titik pengamatan Kec. Johan Pahlawan dengan hasil prediksi sebesar 232,449 mm/hari.

5.2 Saran

1. Mempertimbangkan penentuan lokasi pengamatan yang memiliki jarak *eudiclan* yang < 100 km agar memberikan pengaruh spasial yang lebih kuat antara lokasi pengamatan.
2. Menggunakan model yang dibangun dengan pendekatan *block maxima* untuk memprediksi curah hujan ekstrem di Provinsi Aceh pada periode mendatang.
3. Merumuskan upaya mitigasi bencana alam yang dapat terjadi akibat curah hujan ekstrem seperti banjir dan longsor agar dapat meminimalisir kerugian yang timbul atas bencana alam yang terjadi.

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

DAFTAR PUSTAKA

Agustina, L. (2020). *Analisis Ambang Batas Hujan untuk Pengembangan Sistem Peringatan Dini Tanah Longsor*. *Jurnal Dialog Penanggulan Bencana*, *11*(1).

Azizah, S. (2016). *Estimasi Parameter Model Smith Pada Max-Stable Process Spatial Extreme Value (Studi Kasus: Pemodelan Curah Hujan Ekstrem di Kabupaten Ngawi)* (Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember).

Badan Penghubung Pemerintah Aceh. (2023). *Profil Aceh*. https://penghubung.acehprov.go.id/grafis/profil-aceh-1/. Waktu akses: 24 Februari 2025.

Bader, B., Yan, J., & Zhang, X. (2017). *Automated selection of r for the r largest order statistics approach with adjustment for sequential testing*. *Statistics and Computing*, *27*(6). https://doi.org/10.1007/s11222-016-9697-3

BMKG. (2008). *Curah Hujan dan Potensi Bencana Gerakan Tanah*.

BNPB. (2025, Januari 09). Data Informasi Bencana Alam (DIBI). https://dibi.bnpb.go.id/

Boluwade, A., Sheridan, P., & Farooque, A. A. (2024). *Spatial modeling of extreme temperature in the Canadian Prairies using max-stable processes*. *Results in Engineering*, *21*. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.101879

Buhl, S., & Klüppelberg, C. (2016). *Anisotropic Brown-Resnick space-time processes: estimation and model assessment*. *Extremes*, *19*(4). https://doi.org/10.1007/s10687-016-0257-1

CNN Indonesia. (2023, Mei 10). *4 Pengaruh Letak Geografis Indonesia: Musim, Iklim, Hingga Agama*. https://www.cnnindonesia.com/edukasi/20230508113539-569-946643/4-pengaruh-letak-geografis-indonesia-musim-iklim-hingga-agama. Waktu akses: 10 Januari 2025

Coles, S. (2001). *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values. Springer-Verlag London*. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-3675-0

Cressie, N. (1992). *statistics for spatial data*. *Terra Nova*, *4*(5). https://doi.org/10.1111/j.1365-3121.1992.tb00605.x

Davison, A. C., Padoan, S. A., & Ribatet, M. (2012). *Statistical modeling of spatial extremes*. *Statistical Science*, *27*(2). https://doi.org/10.1214/11-STS376

Febryanto Patandean, C., Hadi Sujiono, E., & Subaer. (2021). *Pengaruh Curah Hujan Terhadap Potensi Banjir di Kabupaten Gowa*. *Jurnal Agrokompleks, 10*(2).

Finkenstadt, B., & Rootzen, H. (2003). *Extreme Values in Finance, Telecommunications, and the Environment* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC.

Gilli, M., & Këllezi, E. (2006). *An application of extreme value theory for measuring financial risk*. *Computational Economics*, *27*(2–3). https://doi.org/10.1007/s10614-006-9025-7

Hatanti, Y. D. (2016). *Perbandingan Model Smith, Schlather, Brown-Resnick dan Geometric Gaussian pada Pemodelan Curah Hujan (Studi Kasus: Curah Hujan Ekstrem di Kabupaten Lamongan)*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Hakim, A. R. (2016). *Pemodelan Spatial Extreme Value dengan Pendekatan Max-Stable Process (Studi Kasus: Pemodelan Curah Hujan Ekstrem di Kabupaten Ngawi).* Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Hussain, F., Nabi, G., & Waseem Boota, M. (2015). *rainfall trend analysis by using the mann-kendall test & sen's slope estimates: a case study of district chakwal rain gauge, barani area, northern punjab province, pakistan*. *Sci.Int.(Lahore)*, *27*(4).

Mallor, Nualart, & Omey. 2009. *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Value Application to Calculate extreme wind speeds*. Hogeschool Universiteit Brussel.

Mardiyah, R., Somayasa, W., Budiman, H., Kabil Djafar, M., & Sahupala, R. (2022). *uji goodness of fit distribusi gamma terboboti dengan statistik kolmogorov-smirnov untuk parameter terestimasi*. *Jurnal Matematika Komputasi Dan Statistika*, *2*(2). https://doi.org/10.33772/jmks.v2i2.13

Mondal, A., Kundu, S., & Mukhopadhyay, A. (2012). *case study 70 rainfall trend analysis by mann-kendall test: a case study of north-eastern part of cuttack district, orissa*. In *Online) An Online International Journal Available at* (Vol. 2, Issue 1).

Nabillah, I., & Ranggadara, I. (2020). *Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut*. *JOINS (Journal of Information System)*, *5*(2). https://doi.org/10.33633/joins.v5i2.3900

Nadila, A., & Siregar, M. A. P. (2023). *peramalan curah hujan ekstrem di kota medan dengan model spatial extreme value dengan pendekatan max stable process*. *Jurnal Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, *4*(1). https://doi.org/10.46306/lb.v4i1.291

NASA. (2023, February 16). *Prediction Of Worldwide Energy Resource*. Https://Power.Larc.Nasa.Gov/Data-Access-Viewer/.

Nasution, L. M. (2017). Statistik deskriptif. *Hikmah*, *14*(1), 49-55.

Nelder, J. A., & Mead, R. (1965). *A Simplex Method for Function Minimization*. *The Computer Journal*, *7*(4). https://doi.org/10.1093/comjnl/7.4.308

Oesting, M., & Naveau, P. (2020). *Spatial modeling of heavy precipitation by coupling weather station recordings and ensemble forecasts with max-stable processes*. *arXiv preprint arXiv:2003.05854*.

Pemerintah Aceh. (2024, November 20). *Banjir Landa Empat Daerah di Aceh, Kabupaten Aceh Jaya Paling Parah.* https://acehprov.go.id/berita/kategori/umum/banjir-landa- empat- daerah-di-aceh-kabupaten-aceh-jaya-paling-parah. Waktu akses: 10 Januari 2025

Ramadani, I. R. (2015). *Spatial Extreme Value Modeling dengan Max-Stable Processes Model Smith dan Brown-Resnick*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Ribatet, M. (2009). *A User's Guide to the SpatialExtremes Package*. École Polytechnique Fédérale de Lausanne.

Ruswanti, D. (2020). *Pengukuran Performa Support Vector Machine Dan Neural Netwok Dalam Meramalkan Tingkat Curah Hujan*. *Gaung Informatika*, *13*(1).

Sholichah, I., Kuswanto, H., & Sutijo, B. (2015). *Studi Simulasi Parameter Distribusi Generalized Extreme Value (GEV) dengan Pendekatan L-Moments dan MLE*. Prosiding Simposium Nasional Inovasi Dan Pembelajaran Sains (SNIPS), 177–180.

Sumar, A. D. W., Muhammad Bisri Musthafa, Ngatmari, & Dimas Rossiawan Hendra Putra. (2020). *Perbandingan Kinerja Metode-Metode Prediksi pada Transaksi Dompet Digital di Masa Pandemi*. *Jurnal Resti*, *1*(3).

Wang, F., Shao, W., Yu, H., Kan, G., He, X., Zhang, D., Ren, M., & Wang, G. (2020). *Re- evaluation of the Power of the Mann-Kendall Test for Detecting Monotonic Trends in Hydrometeorological Time Series*. *Frontiers in Earth Science*, *8*. https://doi.org/10.3389/feart.2020.00014

World Meteorological Organization. (2018). *Guide to climatological practices* (WMO-No. 1203). Geneva, Switzerland: WMO.

Yasin, H., Warsito, B., & Hakim, A. R. (2019). *prediksi curah hujan ekstrem di kota semarang menggunakan spatial extreme value dengan pendekatan max stable process (msp)*. *MEDIA STATISTIKA*, *12*(1). https://doi.org/10.14710/medstat.12.1.39-49

Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., & Cavadias, G. (2002). *The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series*. *Hydrological Processes*, *16*(9), 1807–1829. https://doi.org/10.1002/hyp.1095

("*Halaman ini sengaja dikosongkan*")

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Curah Hujan Harian di Kec. Baiturrahman, Kec. Muara Dua, Kec. Johan Pahlawan, Kec. Tapak Tuan, Kec. Lut Tawar, Kota Kuala Simpang periode 1 Desember 2004 – 30 November 2024 (mm/hari).

No	Tanggal	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	01/12/2004	6,67	4,12	6,86	4,07	6,86	2,19
2	02/12/2004	1,31	0,41	2,93	2,53	0,68	0,87
3	03/12/2004	0,19	0,85	2,95	2,08	2,16	0,48
4	04/12/2004	1,00	0,47	0,93	1,29	0,60	0,79
5	05/12/2004	2,07	1,13	0,45	1,63	0,66	3,11
6	06/12/2004	2,25	1,31	1,61	1,62	1,40	3,08
7	07/12/2004	4,28	3,26	5,94	2,13	5,74	3,84
8	08/12/2004	8,98	5,86	10,90	11,94	8,63	5,85
9	09/12/2004	9,35	16,2	6,23	6,54	10,64	13,03
10	10/12/2004	11,26	7,46	1,96	8,13	2,53	11,53
11	11/12/2004	16,83	42,57	7,38	6,65	18,73	15,04
12	12/12/2004	70,58	20,96	9,94	6,80	15,25	18,58
13	13/12/2004	18,20	2,98	2,28	3,04	1,51	6,84
14	14/12/2004	7,66	1,07	0,40	4,46	0,15	4,52
15	15/12/2004	0,53	0,07	0,12	2,49	0,03	0,12
16	16/12/2004	3,80	1,01	0,37	2,56	0,43	0,64
17	17/12/2004	3,37	1,68	0,20	2,99	0,59	5,89
18	18/12/2004	4,81	3,09	4,25	5,76	4,46	4,01
19	19/12/2004	12,34	16,58	50,48	29,66	36,19	6,63
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
7293	18/11/2024	1,60	10,34	12,14	20,84	11,28	4,89
7294	19/11/2024	5,22	13,29	37,39	43,75	32,89	17,46
7295	20/11/2024	11,41	22,5	10,44	14,13	33,39	8,58
7296	21/11/2024	29,95	21,83	7,62	13,81	11,36	12,14
7297	22/11/2024	32,79	9,81	10,06	17,00	3,52	12,53
7298	23/11/2024	55,07	15,95	7,6	7,07	13,27	1,75
7299	24/11/2024	10,18	3,45	3,8	4,32	2,62	0,92
7300	25/11/2024	23,30	6,87	4,8	4,80	3,92	6,47
7301	26/11/2024	12,87	5,96	1,00	2,95	3,37	5,43
7302	27/11/2024	1,92	2,30	1,33	4,39	1,35	20,77
7303	28/11/2024	0,39	2,29	2,81	10,72	3,37	28,22
7304	29/11/2024	1,15	1,67	4,62	8,34	2,54	16,08
7305	30/11/2024	5,99	26,36	5,38	5,32	25,27	9,89

Lampiran 2. Data 2 Nilai Tertinggi Curah Hujan Setiap Musim Meteorologi di Kec. Baiturrahman, Kec. Muara Dua, Kec. Johan Pahlawan, Kec. Tapak Tuan, Kec. Lut Tawar, Kota Kuala Simpang periode Desember, Januari, Februari 2005 (2005-DJF) – September, Oktober, November 2020 (2020-SON). (Data *Training)*

No	Tahun Musim	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	2005-DJF	70,6	53,5	50,5	29,7	54,5	18,6
2	2005-DJF	27,3	42,6	40,8	21,4	36,2	18,4
3	2005-MAM	17,4	22,2	45,1	21,1	41,9	31,0
4	2005-MAM	16,3	20,1	36,0	20,2	33,3	14,7
5	2005-JJA	31,1	37,1	90,5	50,5	72,0	44,8
6	2005-JJA	20,4	30,9	61,0	44,6	47,2	29,4
7	2005-SON	34,8	58,7	65,3	46,4	56,2	45,2
8	2005-SON	22,1	48,9	57,7	42,3	49,8	31,0
9	2006-DJF	98,2	59,8	93,3	47,9	84,1	35,3
10	2006-DJF	24,9	35,6	68,3	44,8	58,6	31,3
11	2006-MAM	30,8	35,0	79,6	42,3	64,6	44,0
12	2006-MAM	22,5	26,1	51,6	39,5	48,4	33,7
13	2006-JJA	34,4	36,2	68,5	49,3	57,5	27,2
14	2006-JJA	33,9	28,1	46,0	35,3	39,6	27,0
15	2006-SON	27,5	34,8	72,6	42,5	61,1	41,0
16	2006-SON	18,7	32,7	71,1	36,5	57,7	37,8
17	2007-DJF	34,4	68,2	86,6	50,6	81,5	119,0
18	2007-DJF	27,0	46,9	86,2	39,5	73,7	71,0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
119	2019-SON	56,3	28,7	92,8	69,8	41	35,1
120	2019-SON	34,7	26,9	44,3	59,2	38	28,6
121	2020-DJF	61,2	44,8	43,5	50,7	47	107
122	2020-DJF	30,0	29,8	33,0	46,8	43,5	30,2
123	2020-MAM	149,0	87,0	59,5	134	110,0	22,1
124	2020-MAM	78,0	69,7	59,2	59,4	100,0	21,0
125	2020-JJA	30,3	41,8	122	109,0	95,7	17,9
126	2020-JJA	21,7	37,2	99,7	97,5	66,3	15,5
127	2020-SON	42,7	45,7	47,3	49,1	54,3	26,4
128	2020-SON	41,8	31,4	34,0	36,6	32,5	25,4

Lampiran 3. Data 2 Nilai Tertinggi Curah Hujan Setiap Musim Meteorologi di Kec. Baiturrahman, Kec. Muara Dua, Kec. Johan Pahlawan, Kec. Tapak Tuan, Kec. Lut Tawar, Kota Kuala Simpang periode Desember, Januari, Februari 2021 (2021-DJF) – September, Oktober, November 2024 (2024-SON). (Data *Testing)*

No	Tahun Musim	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	2021-DJF	65,49	69,18	49,81	19,50	65,03	101,36
2	2021-DJF	46,67	54,94	33,47	19,21	61,99	33,59
3	2021-MAM	59,33	36,89	118,67	48,78	39,26	16,39
4	2021-MAM	40,18	30,31	44,67	45,95	38,26	13,37
5	2021-JJA	92,97	132,46	99,15	110,90	124,83	47,11
6	2021-JJA	51,79	56,92	85,83	90,02	111,74	36,29
7	2021-SON	54,87	43,43	57,73	45,87	51,81	49,21
8	2021-SON	49,18	37,88	56,08	36,31	47,01	34,95
9	2022-DJF	79,86	81,37	68,91	94,08	95,02	122,94
10	2022-DJF	73,84	79,05	59,70	74,72	90,93	85,44
11	2022-MAM	32,82	31,88	56,46	53,45	36,09	22,20
12	2022-MAM	31,23	26,30	38,29	31,13	33,95	17,72
13	2022-JJA	49,63	36,94	65,39	38,74	52,46	39,58
14	2022-JJA	45,05	33,10	49,33	34,21	44,60	22,47
15	2022-SON	38,32	97,66	70,39	37,39	124,95	44,38
16	2022-SON	32,91	63,99	46,87	33,78	57,78	41,77
17	2023-DJF	124,70	84,66	49,48	73,58	90,14	55,79
18	2023-DJF	86,52	76,69	49,08	50,04	82,98	42,89
19	2023-MAM	54,58	52,81	34,35	64,76	64,16	26,20
20	2023-MAM	20,96	49,29	33,35	45,30	54,20	24,26
21	2023-JJA	48,18	55,38	59,16	35,68	69,59	29,10
22	2023-JJA	25,18	50,26	34,44	30,24	52,52	22,14
23	2023-SON	46,54	62,07	48,42	81,33	74,52	43,06
24	2023-SON	38,33	49,10	46,44	39,04	61,20	21,47
25	2024-DJF	54,77	103,5	54,26	65,18	138,62	54,72
26	2024-DJF	35,68	83,25	53,07	62,03	71,26	53,21
27	2024-MAM	25,05	47,15	68,04	109,80	53,58	28,58
28	2024-MAM	24,56	32,29	49,14	47,66	47,47	20,32
29	2024-JJA	70,97	62,22	36,5	35,84	66,04	27,36
30	2024-JJA	48,37	31,90	30,8	26,88	50,70	24,14
31	2024-SON	59,77	120,95	50,26	56,12	137,39	51,42
32	2024-SON	55,07	85,73	38,86	47,68	96,13	43,25

Lampiran 4. Hasil Transformasi Data *Training* ke Unit Margin *Frechet*

No	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6
1	55,2912640	3,4117012	0,7140969	0,4493209	1,1860676	0,26372
2	1,6530876	1,6290471	0,3744206	0,2289556	0,3710095	0,25868
3	0,4911204	0,3577124	0,5073945	0,2231016	0,5403795	1,06430
4	0,4234637	0,3036697	0,2670932	0,2075861	0,3062705	0,15842
5	2,3273903	1,1069572	5,5608368	2,2945624	3,2899253	3,52299
6	0,6987997	0,7009119	1,3291314	1,4479547	0,7562988	0,91386
7	3,2568031	4,7963314	1,6831163	1,6577156	1,3146299	3,64691
8	0,8436794	2,5236347	1,1064928	1,2089852	0,8897090	1,07992
9	201,3212000	5,1491379	6,1759765	1,8549847	6,3944090	1,62962
10	1,1295988	0,9886316	1,9608104	1,4609113	1,5217833	1,12317
11	2,0624391	0,9449251	3,3919837	1,1961601	2,1574399	3,34607
12	0,8401863	0,4860681	0,7783757	0,9653458	0,8128433	1,41688
13	2,8227706	1,0379474	1,9832257	2,0323620	1,4223592	0,77016
14	2,7053170	0,5661033	0,5518563	0,6917855	0,4655085	0,74991
15	1,3831546	0,9312100	2,4206352	1,2009950	1,7618849	2,68007
16	0,5077662	0,7984404	2,2528560	0,7573590	1,4352021	2,07002
17	2,6685225	8,6939129	4,5717671	2,2116684	5,5806716	153,73200
18	1,2874190	2,1927219	4,4995781	0,9493876	3,6270609	18,98550
19	2,6164974	0,3585610	4,2885545	32,0843080	2,3047750	0,54864
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
119	3,1089906	0,5938617	4,6544047	5,2933918	0,5088577	2,28937
120	0,9167699	0,5157127	0,6304163	2,7385558	0,4170154	1,40334
121	3,8740302	1,9021457	0,6068416	1,5995417	0,7435614	80,94540
122	0,6722269	0,6429216	0,3505084	1,2450204	0,5954291	1,60889
123	94,6566120	26,0577900	1,2809550	215,1114600	23,6261890	0,83257
124	8,1136380	9,5256788	1,2687688	2,7432651	14,7962630	0,75751
125	0,6702541	1,5434626	11,3017690	52,9219350	11,7729930	0,57380
126	0,3757875	1,1125600	5,7781990	26,7331890	2,3873805	0,45518
127	1,3874645	2,0266125	0,7393955	1,4218373	1,1724454	1,21855
128	1,3153332	0,7248848	0,3776886	0,6447122	0,2894018	1,12056

Lampiran 5. *Syntax Software R-Studio* Prediksi Curah Hujan Ekstrem Provinsi Aceh Menggunakan *Spatial Extreme Value* dengan Pendekatan *Max Stable Processes*

1. Package software R-Studio yang digunakan

```
#upload packages yang digunakan
library(extRemes)
library(trend)
library(writexl)
library(ismev)
library(EnvStats)
library(readxl)
library(ggplot2)
library(SpatialExtremes)
library(evd)
library(Metrics)
library(tseries)
library(urca)
library(wesanderson)
library(dplyr)
library(geosphere)
```

2. Data Loading dan Analisis Statistika Deskriptif

```
#Import data
dataraw <- read_excel("~/Alief/Tugas Akhir/Data TA/dataraw_rapih.xlsx")

#statistika deskriptif
View(dataraw)
summary(dataraw)
var(dataraw)
```

3. Histogram dan Scatterplot

```
#histogram
hist(dataraw$`Kec. Baiturrahman`,xlab = "Curah Hujan", col =
wes_palette(n=1,name="Moonrise1"))
hist(dataraw$`Kec. Muara Dua`,xlab = "Curah Hujan", col =
wes_palette(n=1,name="Darjeeling2"))
hist(dataraw$`Kec. Johan Pahlawan`,xlab = "Curah Hujan", col =
wes_palette(n=1,name="AsteroidCity2"))
hist(dataraw$`Kec. Tapak Tuan`,xlab = "Curah Hujan", col =
wes_palette(n=1,name="FrenchDispatch"))
hist(dataraw$`Kec. Lut Tawar`,xlab = "Curah Hujan", col =
wes_palette(n=1,name="Cavalcanti1"))
hist(dataraw$`Kota Kuala Simpang`,xlab = "Curah Hujan", col =
wes_palette(n=1,name="IsleofDogs1"))
```

```
#q-q plot
qqPlot(dataraw$`Kec. Baiturrahman`,distribution = "norm", add.line = T,points.col =
wes_palette(n = 1, name = "Moonrise1"), line.col = "blue", ylab = "Quantiles of
Baiturrahman", xlab = "Quantiles
of Normal Standard")
qqPlot(dataraw$`Kec. Muara Dua`,distribution = "norm", add.line = T,points.col =
wes_palette(n = 1, name = "Darjeeling2"), line.col = "blue", ylab = "Quantiles of
Muara Dua", xlab = "Quantiles
of Normal Standard")
qqPlot(dataraw$`Kec. Johan Pahlawan`,distribution = "norm", add.line = T,points.col
= wes_palette(n = 1, name = "AsteroidCity2"), line.col = "blue", ylab = "Quantiles of
Johan Pahlawan", xlab = "Quantiles
of Normal Standard")
qqPlot(dataraw$`Kec. Tapak Tuan`,distribution = "norm", add.line = T,points.col =
wes_palette(n = 1, name = "FrenchDispatch"), line.col = "blue", ylab = "Quantiles of
Tapak Tuan", xlab = "Quantiles
of Normal Standard")
qqPlot(dataraw$`Kec. Lut Tawar`,distribution = "norm", add.line = T,points.col =
wes_palette(n = 1, name = "Cavalcanti1"), line.col = "blue", ylab = "Quantiles of Lut
Tawar", xlab = "Quantiles
of Normal Standard")
qqPlot(dataraw$`Kota Kuala Simpang`,distribution = "norm", add.line = T,points.col =
wes_palette(n = 1, name = "IsleofDogs1"), line.col = "blue", ylab = "Quantiles of
Kuala Simpang", xlab = "Quantiles
of Normal Standard")

#uji normalitas
gofTest(dataraw$`Kec. Baiturrahman`,distribution = "norm",test = "ks")
gofTest(dataraw$`Kec. Muara Dua`,distribution = "norm",test = "ks")
gofTest(dataraw$`Kec. Johan Pahlawan`,distribution = "norm",test = "ks")
gofTest(dataraw$`Kec. Tapak Tuan`,distribution = "norm",test = "ks")
gofTest(dataraw$`Kec. Lut Tawar`,distribution = "norm",test = "ks")
gofTest(dataraw$`Kota Kuala Simpang`,distribution = "norm",test = "ks")
```

4. *Histogram* pegambilan data ekstrem r=2

```
#data r=2
dataR2<- read_excel("dataraw_2.xlsx")
databm <- read_excel("~/Alief/Tugas Akhir/Data TA/r=2/scatterplot.xlsx")
# Memproses data untuk lokasi Baiturrahman
databm$Date <- as.Date(databm$Date)
B_data <- databm %>%
  select(Date, Musim, `Tahun Musim`, Rainfall = `Kec. Baiturrahman`)
```

```
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- B_data %>%
group_by(`Tahun Musim`) %>%
arrange(desc(Rainfall)) %>%
slice_head(n = 2) %>%
mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
B_data <- B_data %>%
left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
B_data$MaxType[is.na(B_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- B_data %>%
group_by(`Tahun Musim`) %>%
summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
# Membuat scatterplot dengan ggplot
p <- ggplot(B_data, aes(x = Date, y = Rainfall)) +
geom_point(aes(color = MaxType), size = 2) +
scale_color_manual(values = c("Maxima" = "red", "Other" = "blue")) +
geom_vline(data = block_boundaries, aes(xintercept = as.numeric(StartDate)), linetype
= "dashed", color = "black") +
labs(title = "Baiturrahman Extreme Value Identify",
x = "Tanggal",
y = "Curah Hujan (mm)",
color = "Jenis Data") +
theme_minimal()
print(p)

# Memproses data untuk lokasi Muara Dua
databm$Date <- as.Date(databm$Date)
MD_data <- databm %>%
select(Date, Musim, `Tahun Musim`, Rainfall = `Kec. Muara Dua`)
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- MD_data %>%
group_by(`Tahun Musim`) %>%
arrange(desc(Rainfall)) %>%
slice_head(n = 2) %>%
mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
MD_data <- MD_data %>%
left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
MD_data$MaxType[is.na(MD_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- MD_data %>%
group_by(`Tahun Musim`) %>%
summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
```

```
# Membuat scatterplot dengan ggplot
p <- ggplot(MD_data, aes(x = Date, y = Rainfall)) +
  geom_point(aes(color = MaxType), size = 2) +
  scale_color_manual(values = c("Maxima" = "red", "Other" = "blue")) +
  geom_vline(data = block_boundaries, aes(xintercept = as.numeric(StartDate)),
linetype = "dashed", color = "black") +
  labs(title = "Muara Dua Extreme Value Identify",
       x = "Tanggal",
       y = "Curah Hujan (mm)",
       color = "Jenis Data") +
  theme_minimal()
print(p)

# Memproses data untuk lokasi Johan Pahlawan
databm$Date <- as.Date(databm$Date)
JP_data <- databm %>%
  select(Date, Musim, `Tahun Musim`, Rainfall = `Kec. Johan Pahlawan`)
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- JP_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  arrange(desc(Rainfall)) %>%
  slice_head(n = 2) %>%
  mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
JP_data <- JP_data %>%
  left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
JP_data$MaxType[is.na(JP_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- JP_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
# Membuat scatterplot dengan ggplot
p <- ggplot(JP_data, aes(x = Date, y = Rainfall)) +
  geom_point(aes(color = MaxType), size = 2) +
  scale_color_manual(values = c("Maxima" = "red", "Other" = "blue")) +
  geom_vline(data = block_boundaries, aes(xintercept = as.numeric(StartDate)),
linetype = "dashed", color = "black") +
  labs(title = "Johan Pahlawan Extreme Value Identify",
       x = "Tanggal",
       y = "Curah Hujan (mm)",
       color = "Jenis Data") +
  theme_minimal()
print(p)

# Memproses data untuk lokasi Tapak Tuan
databm$Date <- as.Date(databm$Date)
TT_data <- databm %>%
  select(Date, Musim, `Tahun Musim`, Rainfall = `Kec. Tapak Tuan`)
```

```
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- TT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  arrange(desc(Rainfall)) %>%
  slice_head(n = 2) %>%
  mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
TT_data <- TT_data %>%
  left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
TT_data$MaxType[is.na(TT_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- TT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
# Membuat scatterplot dengan ggplot
p <- ggplot(TT_data, aes(x = Date, y = Rainfall)) +
  geom_point(aes(color = MaxType), size = 2) +
  scale_color_manual(values = c("Maxima" = "red", "Other" = "blue")) +
  geom_vline(data = block_boundaries, aes(xintercept = as.numeric(StartDate)),
linetype = "dashed", color = "black") +
  labs(title = "Tapak Tuan Extreme Value Identify",
       x = "Tanggal",
       y = "Curah Hujan (mm)",
       color = "Jenis Data") +
  theme_minimal()
print(p)

# Memproses data untuk lokasi Lut Tawar
databm$Date <- as.Date(databm$Date)
LT_data <- databm %>%
  select(Date, Musim, `Tahun Musim`, Rainfall = `Kec. Lut Tawar`)
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- LT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  arrange(desc(Rainfall)) %>%
  slice_head(n = 2) %>%
  mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
LT_data <- LT_data %>%
  left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
LT_data$MaxType[is.na(LT_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- LT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
```

```
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- TT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  arrange(desc(Rainfall)) %>%
  slice_head(n = 2) %>%
  mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
TT_data <- TT_data %>%
  left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
TT_data$MaxType[is.na(TT_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- TT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
# Membuat scatterplot dengan ggplot
p <- ggplot(TT_data, aes(x = Date, y = Rainfall)) +
  geom_point(aes(color = MaxType), size = 2) +
  scale_color_manual(values = c("Maxima" = "red", "Other" = "blue")) +
  geom_vline(data = block_boundaries, aes(xintercept = as.numeric(StartDate)),
linetype = "dashed", color = "black") +
  labs(title = "Tapak Tuan Extreme Value Identify",
       x = "Tanggal",
       y = "Curah Hujan (mm)",
       color = "Jenis Data") +
  theme_minimal()
print(p)

# Memproses data untuk lokasi Lut Tawar
databm$Date <- as.Date(databm$Date)
LT_data <- databm %>%
  select(Date, Musim, `Tahun Musim`, Rainfall = `Kec. Lut Tawar`)
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- LT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  arrange(desc(Rainfall)) %>%
  slice_head(n = 2) %>%
  mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
LT_data <- LT_data %>%
  left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
LT_data$MaxType[is.na(LT_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- LT_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
```

```
# Membuat scatterplot dengan ggplot
p <- ggplot(LT_data, aes(x = Date, y = Rainfall)) +
  geom_point(aes(color = MaxType), size = 2) +
  scale_color_manual(values = c("Maxima" = "red", "Other" = "blue")) +
  geom_vline(data = block_boundaries, aes(xintercept = as.numeric(StartDate)),
linetype = "dashed", color = "black") +
  labs(title = "Lut Tawar Extreme Value Identify",
       x = "Tanggal",
       y = "Curah Hujan (mm)",
       color = "Jenis Data") +
  theme_minimal()
print(p)

# Memproses data untuk lokasi Kuala Simpang
databm$Date <- as.Date(databm$Date)
KS_data <- databm %>%
  select(Date, Musim, `Tahun Musim`, Rainfall = `Kota Kuala Simpang`)
# Menentukan dua data maksimum di setiap blok
block_maxima <- KS_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  arrange(desc(Rainfall)) %>%
  slice_head(n = 2) %>%
  mutate(MaxType = "Maxima")
# Menggabungkan data asli dengan informasi data maksimum
KS_data <- KS_data %>%
  left_join(block_maxima, by = c("Date", "Rainfall", "Musim", "Tahun Musim"))
KS_data$MaxType[is.na(KS_data$MaxType)] <- "Other"
# Menentukan batas blok
block_boundaries <- KS_data %>%
  group_by(`Tahun Musim`) %>%
  summarise(StartDate = min(Date), EndDate = max(Date))
# Membuat scatterplot dengan ggplot
p <- ggplot(KS_data, aes(x = Date, y = Rainfall)) +
  geom_point(aes(color = MaxType), size = 2) +
  scale_color_manual(values = c("Maxima" = "red", "Other" = "blue")) +
  geom_vline(data = block_boundaries, aes(xintercept = as.numeric(StartDate)),
linetype = "dashed", color = "black") +
  labs(title = "Kuala Simpang Extreme Value Identify",
       x = "Tanggal",
       y = "Curah Hujan (mm)",
       color = "Jenis Data") +
  theme_minimal()
print(p)
```

5. Uji Kandungan Tren dan Kesesuaian Distribusi (GOF) Pada Data *Training*

```
#bagi data train (80:20)
training<-read_excel("training.xlsx")

#Uji kandungan trend
mk.test(training$Baiturrahman)
mk.test(training$`Johan Pahlawan`)
mk.test(training$`Muara Dua`)
mk.test(training$`Tapak Tuan`)
mk.test(training$`Lut Tawar`)
mk.test(training$`Kuala Simpang`)

#Uji Kesesuaian dengan GEV
gof1=gofTest(training$Baiturrahman,distribution = "gevd",test = "ks")
gof2=gofTest(training$`Johan Pahlawan`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof3=gofTest(training$`Muara Dua`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof4=gofTest(training$`Tapak Tuan`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof5=gofTest(training$`Lut Tawar`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof6=gofTest(training$`Kuala Simpang`,distribution = "gevd",test = "ks")
p_value =c(gof1$p.value, gof2$p.value, gof3$p.value, gof4$p.value, gof5$p.value,
gof6$p.value)
p_value
```

6. Estimasi Parameter Univariat

```
#mle non stasioner(Bauturahman, Johan Pahlawan, Tapak Tuan, Kuala Simpang)
time <- (training$Covar)
time <- as.matrix(time)
gev_loglik <- function(params, y, time) {
  mu <- params[1] + params[2] * time
  log_sigma <- params[3] + params[4] * time
  sigma <- exp(log_sigma)
  xi <- params[5]
  if (any(sigma <= 0)) return(-Inf)
  loglik <- -sum(dgev(y, loc = mu, scale = sigma, shape = xi, log = TRUE))
  return(loglik)
}
#Baiturrahman
# Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
start_params_B <- c(
  mu_0 = mean(training$Baiturrahman),
  mu_1 = 0.01,
  s_0 = log(sd(training$Baiturrahman)),
  s_1 = 0.001,
  xi = 0.1
)
```

```
# Optimisasi MLE
mle_result_B <- optim(
  par = start_params_B,
  fn = gev_loglik,
  y = training$Baiturrahman,
  time = time,
  method = "Nelder-Mead",
  hessian = TRUE
)
# Hasil parameter
mle_params_B <- mle_result_B$par
names(mle_params_B) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
mle_params_B
loc1 <- mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*time
scale1 <- exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*time)
shape1 <- mle_params_B[5]
#Johan Pahlawan
# Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
start_params_JP <- c(
  mu_0 = mean(training$`Johan Pahlawan`),
  mu_1 = 0.01,
  s_0 = log(sd(training$`Johan Pahlawan`)),
  s_1 = 0.001,
  xi = 0.1
)
# Optimisasi MLE
mle_result <- optim(
  par = start_params_JP,
  fn = gev_loglik,
  y = training$`Johan Pahlawan`,
  time = time,
  method = "Nelder-Mead",
  hessian = TRUE
)
# Hasil parameter
mle_params_JP <- mle_result$par
names(mle_params_JP) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
mle_params_JP
loc2 <- mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*time
scale2 <- exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*time)
shape2 <- mle_params_JP[5]
#Tapak Tuan
# Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
start_params_TT <- c(
  mu_0 = mean(training$`Tapak Tuan`),
  mu_1 = 0.001,
  s_0 = log(sd(training$`Tapak Tuan`)),
  s_1 = 0.0001,
  xi = 0.1
)
```

```
# Optimisasi MLE
mle_result_TT <- optim(
  par = start_params_TT,
  fn = gev_loglik,
  y = training$`Tapak Tuan`,
  time = time,
  method = "Nelder-Mead",
  hessian = TRUE
)
# Hasil parameter
mle_params_TT <- mle_result_TT$par
names(mle_params_TT) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
mle_params_TT
loc4 <- mle_params_TT[1] + mle_params_TT[2]*time
scale4 <- exp(mle_params_TT[3] + mle_params_TT[4]*time)
shape4 <- mle_params_TT[5]
#Kuala Simpang
# Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
start_params_KS <- c(
  mu_0 = mean(training$`Kuala Simpang`),
  mu_1 = 0.01,
  s_0 = log(sd(training$`Kuala Simpang`)),
  s_1 = 0.001,
  xi = 0.1
)
# Optimisasi MLE
mle_result_KS <- optim(
  par = start_params_KS,
  fn = gev_loglik,
  y = training$`Kuala Simpang`,
  time = time,
  method = "Nelder-Mead",
  hessian = TRUE
)
# Hasil parameter
mle_params_KS <- mle_result_KS$par
names(mle_params_KS) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
mle_params_KS
loc6 <- mle_params_KS[1] + mle_params_KS[2]*time
scale6 <- exp(mle_params_KS[3] + mle_params_KS[4]*time)
shape6 <- mle_params_KS[5]
#mle stasioner (muara dua, lut tawar)
#muara dua
fitx3=fevd(x=training$`Muara Dua`,type="GEV")
summary(fitx3)
uni_MD = c(35.72713270,13.74946573,0.08029773)
#Lut Tawar
fitx5=fevd(x=training$`Lut Tawar`,type="GEV")
summary(fitx5)
uni_LT = c(51.71004003,16.24475419,0.07536277)
```

7. Transformasi Unit Margis *Frechet Z*

```
#transformasi unit margin frechet
#non stasioner
z_B =gev2frech(training$Baiturrahman,loc1,scale1,shape1)
z_B
z_JP =gev2frech(training$`Johan Pahlawan`,loc2,scale2,shape2)
z_JP
z_TT =gev2frech(training$`Tapak Tuan`,loc4,scale4,shape4)
z_TT
z_KS =gev2frech(training$`Kuala Simpang`,loc6,scale6,shape6)
z_KS
#stasioner
z_MD =gev2frech(training$`Muara Dua`,uni_MD[1],uni_MD[2],uni_MD[3])
z_MD
z_LT =gev2frech(training$`Lut Tawar`,uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
z_LT
z = cbind.data.frame(z_B, z_JP, z_MD, z_TT, z_LT, z_KS)
head(z)
z = as.matrix(z)
```

8. Lokasi Titik Pengamatan

```
#lokasi titik pengamatan (lat , lon)
loc_B=c(5.5536, 95.3177)
loc_JP=c(4.1427, 96.1276)
loc_MD=c(5.1760, 97.1269)
loc_TT=c(3.2584, 97.1808)
loc_LT=c(4.6209, 96.8470)
loc_KS=c(4.2826, 98.0604)
loc = cbind.data.frame(loc_B, loc_JP, loc_MD, loc_TT, loc_LT, loc_KS)
rownames(loc) = c("lat","lon")
loc = t(loc)
loc
```

9. Pembentukan Model *Trend Surface* dan TIC

```
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lon+lat
shape.form<-z~1
H1<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
H2<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
H3<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
```

```
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lon+lat
shape.form<-z~1
H1<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
H2<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
H3<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lon+lat
shape.form<-z~1
H4<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
H5<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
H6<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lat
scale.form<-z~lon+lat
shape.form<-z~1
H7<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lat
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
H8<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lat
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
H9<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
H1$fitted.values;
H2$fitted.values;
H3$fitted.values;
H4$fitted.values;
H5$fitted.values;
H6$fitted.values;
H7$fitted.values;
H8$fitted.values;
H9$fitted.values
#pemilihan model trand surface terbaik
TIC(H1,H2,H3,H4,H5,H6,H7,H8,H9)
```

10. Estimasi Parameter Model *Brown-Resnick* dan Koefisien Ekstremal

```
#estimasi parameter Brown-Resnick
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
spatial_model <- fitmaxstab(z,loc,loc.form,scale.form,shape.form,
cov.mod="brown",method = "Nelder-Mead")
spatial_model$fitted.values
# Hitung semivariogram untuk setiap pasangan
semivariogram_values <- matrix(NA, nrow = nrow(locations), ncol = nrow(locations))
for (i in 1:nrow(locations)) {
  for (j in 1:nrow(locations)) {
    semivariogram_values[i, j] <- 0.5 * (locations$rainfall[i] - locations$rainfall[j])^2
  }
}
# Gabungkan jarak dan semivariogram dalam satu data frame
result <- data.frame(
  loc1 = rep(locations$id, each = nrow(locations)),
  loc2 = rep(locations$id, times = nrow(locations)),
  distance = as.vector(distances),
  semivariogram = as.vector(semivariogram_values)
)
#koefesien ekstremal
result$ekst_koeff <- 2 - 2 * (1 - pnorm(sqrt(result$semivariogram / 2)))
result
```

11. Uji Kebaikan Model: MAPE

```
forecast1 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=3)
forecast2 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=5)
forecast3 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=9)
forecast4 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=17)
forecast5 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=25)
forecast1
forecast2
forecast3
forecast4
forecast5
#ubah kembali ke GEV dari frechet
predict_B<-frech2gev(forecast4[1,6],mle_params_B[1] +
mle_params_B[2]*73,exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*73),shape1)
predict_B
predict_JP<-frech2gev(forecast1[2,6],mle_params_JP[1] +
mle_params_JP[2]*66,exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*66),shape2)
predict_JP
predict_MD<-frech2gev(forecast2[3,6],uni_MD[1],uni_MD[2],uni_MD[3])
predict_MD
```

```
predict_TT<-frech2gev(forecast2[4,6],mle_params_TT[1] +
mle_params_TT[2]*67,exp(mle_params_TT[3] + mle_params_TT[4]*67),shape4)
predict_TT
predict_LT<-frech2gev(forecast5[5,6],uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
predict_LT
predict_KS<-frech2gev(forecast3[6,6],mle_params_KS[1] +
mle_params_KS[2]*69,exp(mle_params_KS[3] + mle_params_KS[4]*69),shape6)
predict_KS
#uji kebaikan model
actual=c(124.71,118.67,132.46,110.91,138.62,122.94)
predict=c(predict_B,predict_JP,predict_MD,predict_TT,predict_LT,predict_KS)
result = mape(actual, predict)
result
```

12. *Return Level* Model *Brown-Resnick*

```
#Return Level untuk periode data
rl1 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=80)#blok SON-2030
rl2 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=120)#blok SON-2035
rl3 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=160)#blok SON-2040
rl1
rl2
rl3
r1 = c(rl1[1,6],rl2[1,6],rl3[1,6])
r2 = c(rl1[2,6],rl2[2,6],rl3[2,6])
r3 = c(rl1[3,6],rl2[3,6],rl3[3,6])
r4 = c(rl1[4,6],rl2[4,6],rl3[4,6])
r5 = c(rl1[5,6],rl2[5,6],rl3[5,6])
r6 = c(rl1[6,6],rl2[6,6],rl3[6,6])
#mengubah dari unit margin frechet menjadi bentuk awal GEV
lokB1 = frech2gev(r1[1],mle_params_B[1] +
mle_params_B[2]*104,exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*104),shape1)
lokB2 = frech2gev(r1[2],mle_params_B[1] +
mle_params_B[2]*124,exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*124),shape1)
lokB3 = frech2gev(r1[3],mle_params_B[1] +
mle_params_B[2]*144,exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*144),shape1)
lokB = c(lokB1, lokB2, lokB3)
lokB
lokJP1 = frech2gev(r2[1],mle_params_JP[1] +
mle_params_JP[2]*104,exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*104),shape2)
lokJP2 = frech2gev(r2[2],mle_params_JP[1] +
mle_params_JP[2]*124,exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*124),shape2)
lokJP3 = frech2gev(r2[3],mle_params_JP[1] +
mle_params_JP[2]*144,exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*144),shape2)
lokJP = c(lokJP1, lokJP2, lokJP3)
lokJP
lokMD<-frech2gev(r3,uni_MD[1],uni_MD[2],uni_MD[3])
lokMD
```

```
lokTT1<-frech2gev(r4[1],mle_params_TT[1] +
mle_params_TT[2]*104,exp(mle_params_TT[3] + mle_params_TT[4]*104),shape4)
lokTT2<-frech2gev(r4[2],mle_params_TT[1] +
mle_params_TT[2]*124,exp(mle_params_TT[3] + mle_params_TT[4]*124),shape4)
lokTT3<-frech2gev(r4[3],mle_params_TT[1] +
mle_params_TT[2]*144,exp(mle_params_TT[3] + mle_params_TT[4]*144),shape4)
lokTT = c(lokTT1, lokTT2, lokTT3)
lokTT
lokLT<-frech2gev(r5,uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
lokLT
lokKS1<-frech2gev(r6[1],mle_params_KS[1] +
mle_params_KS[2]*104,exp(mle_params_KS[3] + mle_params_KS[4]*104),shape6)
lokKS2<-frech2gev(r6[2],mle_params_KS[1] +
mle_params_KS[2]*124,exp(mle_params_KS[3] + mle_params_KS[4]*124),shape6)
lokKS3<-frech2gev(r6[3],mle_params_KS[1] +
mle_params_KS[2]*144,exp(mle_params_KS[3] + mle_params_KS[4]*144),shape6)
lokKS = c(lokKS1, lokKS2, lokKS3)
lokKS
```

13. Pembentukan Model dari Keseluruhan Data untuk Peramalan Curah Hujan

```
dataR2<- read_excel("dataraw_2.xlsx")
#Uji kandungan trend
mk.test(dataR2$Baiturrahman)
mk.test(dataR2$`Johan Pahlawan`)
mk.test(dataR2$`Muara Dua`)
mk.test(dataR2$`Tapak Tuan`)
mk.test(dataR2$`Lut Tawar`)
mk.test(dataR2$`Kuala Simpang`)

#Uji Kesesuaian dengan GEV
gof1=gofTest(dataR2$Baiturrahman,distribution = "gevd",test = "ks")
gof2=gofTest(dataR2$`Johan Pahlawan`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof3=gofTest(dataR2$`Muara Dua`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof4=gofTest(dataR2$`Tapak Tuan`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof5=gofTest(dataR2$`Lut Tawar`,distribution = "gevd",test = "ks")
gof6=gofTest(dataR2$`Kuala Simpang`,distribution = "gevd",test = "ks")
p_value =
c(gof1$p.value,gof2$p.value,gof3$p.value,gof4$p.value,gof5$p.value,gof6$p.value)
p_value
D_hitung = c(gof1$statistic, gof2$statistic, gof3$statistic, gof4$statistic, gof5$statistic,
gof6$statistic)
D_hitung

covar2 <- read_excel("~/Alief/Tugas Akhir/Data TA/r=2/covar untuk keseluruhan
data.xlsx")
time <- covar2
time <- as.matrix(time)
```

```
gev_loglik <- function(params, y, time) {
  mu <- params[1] + params[2] * time
  log_sigma <- params[3] + params[4] * time
  sigma <- exp(log_sigma)
  xi <- params[5]
  if (any(sigma <= 0)) return(-Inf)
  loglik <- -sum(dgev(y, loc = mu, scale = sigma, shape = xi, log = TRUE))
  return(loglik)
}
#Baiturrahman
# Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
start_params_B <- c(
  mu_0 = mean(dataR2$Baiturrahman),
  mu_1 = 0.01,
  s_0 = log(sd(dataR2$Baiturrahman)),
  s_1 = 0.001,
  xi = 0.1
)
# Optimisasi MLE
mle_result_B <- optim(
  par = start_params_B,
  fn = gev_loglik,
  y = dataR2$Baiturrahman,
  time = time,
  method = "Nelder-Mead",
  hessian = TRUE
)
# Hasil parameter
mle_params_B <- mle_result_B$par
names(mle_params_B) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
mle_params_B
loc1 <- mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*time
scale1 <- exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*time)
shape1 <- mle_params_B[5]

#Johan Pahlawan
# Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
start_params_JP <- c(
  mu_0 = mean(dataR2$`Johan Pahlawan`),
  mu_1 = 0.01,
  s_0 = log(sd(dataR2$`Johan Pahlawan`)),
  s_1 = 0.001,
  xi = 0.1
)
# Optimisasi MLE
mle_result <- optim(
  par = start_params_JP,
  fn = gev_loglik,
  y = dataR2$`Johan Pahlawan`,
  time = time,
  method = "Nelder-Mead",
```

```
  hessian = TRUE
)
# Hasil parameter
mle_params_JP <- mle_result$par
names(mle_params_JP) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
mle_params_JP
loc2 <- mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*time
scale2 <- exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*time)
shape2 <- mle_params_JP[5]

#Muara Dua
# Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
start_params_MD <- c(
  mu_0 = mean(dataR2$`Muara Dua`),
  mu_1 = 0.01,
  s_0 = log(sd(dataR2$`Muara Dua`)),
  s_1 = 0.001,
  xi = 0.1
)
# Optimisasi MLE
mle_result <- optim(
  par = start_params_MD,
  fn = gev_loglik,
  y = dataR2$`Muara Dua`,
  time = time,
  method = "Nelder-Mead",
  hessian = TRUE
)
# Hasil parameter
mle_params_MD <- mle_result$par
names(mle_params_MD) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
mle_params_MD
loc3 <- mle_params_MD[1] + mle_params_MD[2]*time
scale3 <- exp(mle_params_MD[3] + mle_params_MD[4]*time)
shape3 <- mle_params_MD[5]

#mle stasioner (Tapak Tuan, lut tawar, Kuala Simpang)
#muara dua
fitx4=fevd(x=dataR2$`Tapak Tuan`,type="GEV")
summary(fitx4)
uni_TT = c(41.1273024,14.6241336, 0.1067862)
#Lut Tawar
fitx5=fevd(x=dataR2$`Lut Tawar`,type="GEV")
summary(fitx5)
uni_LT = c(52.4364041,16.8441309,0.1123687)
#Lut Tawar
fitx6=fevd(x=dataR2$`Kuala Simpang`,type="GEV")
summary(fitx6)
uni_KS = c(27.7587241, 11.9779891, 0.1062926)
```

```
#transformasi unit margin frechet
#non stasioner
z_B =gev2frech(dataR2$Baiturrahman,loc1,scale1,shape1)
z_JP =gev2frech(dataR2$`Johan Pahlawan`,loc2,scale2,shape2)
z_MD =gev2frech(dataR2$`Muara Dua`,loc3,scale3,shape3)
#stasioner
z_TT =gev2frech(dataR2$`Tapak Tuan`,uni_TT[1],uni_TT[2],uni_TT[3])
z_LT =gev2frech(dataR2$`Lut Tawar`,uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
z_KS =gev2frech(dataR2$`Kuala Simpang`,uni_KS[1],uni_KS[2],uni_KS[3])
z = cbind.data.frame(z_B, z_JP, z_MD, z_TT, z_LT, z_KS)
head(z)
z = as.matrix(z)

#lokasi titik pengamatan (lat , lon)
loc_B=c(5.5536, 95.3177)
loc_JP=c(4.1427, 96.1276)
loc_MD=c(5.1760, 97.1269)
loc_TT=c(3.2584, 97.1808)
loc_LT=c(4.6209, 96.8470)
loc_KS=c(4.2826, 98.0604)
loc = cbind.data.frame(loc_B, loc_JP, loc_MD, loc_TT, loc_LT, loc_KS)
rownames(loc) = c("lat","lon")
loc = t(loc)
loc

#menyusun model trand surface
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lon+lat
shape.form<-z~1
H1<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
H2<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon+lat
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
H3<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lon+lat
shape.form<-z~1
H4<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
H5<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
H6<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lat
```

```
scale.form<-z~lon+lat
shape.form<-z~1
H7<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lat
scale.form<-z~lon
shape.form<-z~1
H8<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
loc.form<-z~lat
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
H9<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)

H1$fitted.values;
H2$fitted.values;
H3$fitted.values;
H4$fitted.values;
H5$fitted.values;
H6$fitted.values;
H7$fitted.values;
H8$fitted.values;
H9$fitted.values

#pemilihan model trand surface terbaik
TIC(H1,H2,H3,H4,H5,H6,H7,H8,H9)

#estimasi parameter Brown-Resnick
loc.form<-z~lon
scale.form<-z~lat
shape.form<-z~1
spatial_model <- fitmaxstab(z,loc,loc.form,scale.form,shape.form,
cov.mod="brown",method = "Nelder-Mead")
spatial_model$fitted.values

#Return Level untuk periode data
rl1 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=48)#blok SON-2030
rl2 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=88)#blok SON-2035
rl3 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=128)#blok SON-2040
rl1
rl2
rl3
r1 = c(rl1[1,6],rl2[1,6],rl3[1,6])
r2 = c(rl1[2,6],rl2[2,6],rl3[2,6])
r3 = c(rl1[3,6],rl2[3,6],rl3[3,6])
r4 = c(rl1[4,6],rl2[4,6],rl3[4,6])
r5 = c(rl1[5,6],rl2[5,6],rl3[5,6])
r6 = c(rl1[6,6],rl2[6,6],rl3[6,6])
#mengubah dari unit margin frechet menjadi bentuk awal GEV
lokB1 = frech2gev(r1[1],mle_params_B[1] +
mle_params_B[2]*104,exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*104),shape1)
```

```
lokB2 = frech2gev(r1[2],mle_params_B[1] +
mle_params_B[2]*124,exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*124),shape1)
lokB3 = frech2gev(r1[3],mle_params_B[1] +
mle_params_B[2]*144,exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*144),shape1)
lokB = c(lokB1, lokB2, lokB3)
lokB
lokJP1 = frech2gev(r2[1],mle_params_JP[1] +
mle_params_JP[2]*104,exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*104),shape2)
lokJP2 = frech2gev(r2[2],mle_params_JP[1] +
mle_params_JP[2]*124,exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*124),shape2)
lokJP3 = frech2gev(r2[3],mle_params_JP[1] +
mle_params_JP[2]*144,exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*144),shape2)
lokJP = c(lokJP1, lokJP2, lokJP3)
lokJP
lokMD1 = frech2gev(r3[1],mle_params_MD[1] +
mle_params_MD[2]*104,exp(mle_params_MD[3] +
mle_params_MD[4]*104),shape3)
lokMD2 = frech2gev(r3[2],mle_params_MD[1] +
mle_params_MD[2]*124,exp(mle_params_MD[3] +
mle_params_MD[4]*124),shape3)
lokMD3 = frech2gev(r3[3],mle_params_MD[1] +
mle_params_MD[2]*144,exp(mle_params_MD[3] +
mle_params_MD[4]*144),shape3)
lokMD = c(lokMD1, lokMD2, lokMD3)
lokMD
lokTT<-frech2gev(r4,uni_TT[1],uni_TT[2],uni_TT[3])
lokTT
lokLT<-frech2gev(r5,uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
lokLT
lokKS<-frech2gev(r6,uni_KS[1],uni_KS[2],uni_KS[3])
lokKS
```

Lampiran 7. *Output Software R-Studio* Prediksi Curah Hujan Ekstrem Provinsi Aceh Menggunakan *Spatial Extreme Value* dengan Pendekatan *Max Stable Processes*

1. Analisis Statistika Deskriptif

```
> dataraw <- read_excel("~/Alief/Tugas Akhir/Data TA/dataraw_rapih.xlsx")
> summary(dataraw)
       No Musim Tahun Musim Kec. Baiturrahman Kec. Muara Dua
 Min.   :   1   Length:7305        Length:7305        Min.   :  0.000   Min.   :  0.000
 1st Qu.:1827   Class :character   Class :character   1st Qu.:  0.680   1st Qu.:  0.430
 Median :3653   Mode  :character   Mode  :character   Median :  2.480   Median :  1.93
0
 Mean   :3653 Mean   :  5.677   Mean   :  5.678
 3rd Qu.:5479 3rd Qu.:  6.670   3rd Qu.:  6.580
 Max.   :7305 Max.   :149.120   Max.   :132.460
 Kec. Johan Pahlawan Kec. Tapak Tuan   Kec. Lut Tawar    Kota Kuala Simpang
 Min.   :  0.000     Min.   :  0.000   Min.   :  0.000   Min.   :  0.000
 1st Qu.:  0.500     1st Qu.:  1.690   1st Qu.:  0.190   1st Qu.:  1.210
 Median :  2.910     Median :  4.580   Median :  2.010   Median :  3.390
 Mean   :  8.337     Mean   :  8.175   Mean   :  7.759   Mean   :  6.155
 3rd Qu.: 10.050     3rd Qu.: 10.480   3rd Qu.:  9.430   3rd Qu.:  8.120
 Max.   :166.050     Max.   :165.340   Max.   :138.620   Max.   :122.940
Kota Kuala Simpang         36.8634       57.89612          65.13002
> var(dataraw)
                        No Musim Tahun Musim Kec. Baiturrahman Kec. Muara Dua Kec. Johan P
ahlawan
No                   4447527.5000    NA         NA       2120.80463     1124.55895        -431.88247
Musim                     NA    NA         NA              NA           NA                NA
Tahun Musim               NA    NA         NA              NA           NA                NA
Kec. Baiturrahman      2120.8046    NA         NA        85.61527      55.27152           59.6171
6
Kec. Muara Dua        1124.5589    NA         NA        55.27152      98.26993           83.93149
Kec. Johan Pahlawan    -431.8825    NA         NA        59.61716      83.93149          192.834
17
Kec. Tapak Tuan       1120.6454    NA         NA        44.74350      59.78530          124.7304
0
Kec. Lut Tawar        1059.5948    NA         NA        67.64061     121.34244          156.1686
5
Kota Kuala Simpang    -1514.3527    NA         NA        25.87586      49.20673           42.161
25
                   Kec. Tapak Tuan Kec. Lut Tawar Kota Kuala Simpang
No                   1120.6454     1059.59479       -1514.35275
Musim                     NA           NA              NA
Tahun Musim               NA           NA              NA
Kec. Baiturrahman       44.7435      67.64061          25.87586
Kec. Muara Dua          59.7853     121.34244          49.20673
Kec. Johan Pahlawan     124.7304     156.16865          42.16125
Kec. Tapak Tuan         116.8764     105.26397          36.86340
Kec. Lut Tawar          105.2640     183.73260          57.89612
Kota Kuala Simpang       36.8634      57.89612          65.13002
```

```
> var(dataraw)
                         No Musim Tahun Musim Kec. Baiturrahman Kec. Muara Dua Kec.
Johan Pahlawan
No                  4447527.5000    NA         NA       2120.80463     1124.55895        -431
.88247
Musim                        NA    NA         NA              NA           NA                NA
Tahun Musim                   NA    NA         NA              NA           NA                NA
Kec. Baiturrahman      2120.8046    NA         NA         85.61527       55.27152
59.61716
Kec. Muara Dua         1124.5589    NA         NA         55.27152       98.26993           8
3.93149
Kec. Johan Pahlawan    -431.8825    NA         NA         59.61716       83.93149
192.83417
Kec. Tapak Tuan        1120.6454    NA         NA         44.74350       59.78530           1
24.73040
Kec. Lut Tawar         1059.5948    NA         NA         67.64061      121.34244          15
6.16865
Kota Kuala Simpang    -1514.3527    NA         NA         25.87586       49.20673
42.16125
                 Kec. Tapak Tuan Kec. Lut Tawar Kota Kuala Simpang
No                     1120.6454     1059.59479       -1514.35275
Musim                         NA             NA                NA
Tahun Musim                   NA             NA                NA
Kec. Baiturrahman        44.7435       67.64061          25.87586
Kec. Muara Dua           59.7853      121.34244          49.20673
Kec. Johan Pahlawan     124.7304      156.16865          42.16125
Kec. Tapak Tuan         116.8764      105.26397          36.86340
Kec. Lut Tawar          105.2640      183.73260          57.89612
Kota Kuala Simpang       36.8634       57.89612          65.13002
```

2. Uji Normalitas

```
> gofTest(dataraw$`Kec. Baiturrahman`,distribution = "norm",test = "ks")

Results of Goodness-of-Fit Test
-------------------------------
Test Method:                     Kolmogorov-Smirnov GOF
Hypothesized Distribution:       Normal
Estimated Parameter(s):          mean = 5.676716
                                 sd   = 9.252852
Estimation Method:               mvue
Data:                            dataraw$`Kec. Baiturrahman`
Sample Size:                     7305
P-value:                         0
Alternative Hypothesis:          True cdf does not equal the
                                 Normal Distribution.
```

```
> gofTest(dataraw$`Kec. Muara Dua`,distribution = "norm",test = "ks")
Results of Goodness-of-Fit Test
-------------------------------
Test Method:                    Kolmogorov-Smirnov GOF
Hypothesized Distribution:      Normal
Estimated Parameter(s):         mean = 5.677647
                                sd   = 9.913119
Estimation Method:              mvue
Data:                           dataraw$`Kec. Muara Dua`
Sample Size:                    7305
Test Statistic:                 ks = 0.2834101
Test Statistic Parameter:       n = 7305
P-value:                        0
Alternative Hypothesis:         True cdf does not equal the
                                Normal Distribution.
> gofTest(dataraw$`Kec. Johan Pahlawan`,distribution = "norm",test = "ks")
Results of Goodness-of-Fit Test
-------------------------------
Test Method:                    Kolmogorov-Smirnov GOF
Hypothesized Distribution:      Normal
Estimated Parameter(s):         mean =  8.337243
                                sd   = 13.886474
Estimation Method:              mvue
Data:                           dataraw$`Kec. Johan Pahlawan`
Sample Size:                    7305
P-value:                        0
Alternative Hypothesis:         True cdf does not equal the
                                Normal Distribution.
> gofTest(dataraw$`Kec. Tapak Tuan`,distribution = "norm",test = "ks")
Results of Goodness-of-Fit Test
-------------------------------
Test Method:                    Kolmogorov-Smirnov GOF
Hypothesized Distribution:      Normal
Estimated Parameter(s):         mean =  8.174554
                                sd   = 10.810939
Estimation Method:              mvue
Data:                           dataraw$`Kec. Tapak Tuan`
Sample Size:                    7305
Test Statistic:                 ks = 0.2247834
Test Statistic Parameter:       n = 7305
P-value:                        5.029588e-321
Alternative Hypothesis:         True cdf does not equal the
                                Normal Distribution.
```

```
> gofTest(dataraw$`Kec. Lut Tawar`,distribution = "norm",test = "ks")
Results of Goodness-of-Fit Test
-------------------------------
Test Method:                  Kolmogorov-Smirnov GOF
Hypothesized Distribution:    Normal
Estimated Parameter(s):       mean =  7.758851
                              sd   = 13.554800
Estimation Method:            mvue
Data:                         dataraw$`Kec. Lut Tawar`
Sample Size:                  7305
P-value:                      0
Alternative Hypothesis:       True cdf does not equal the
                              Normal Distribution.
> gofTest(dataraw$`Kota Kuala Simpang`,distribution = "norm",test = "ks")
Results of Goodness-of-Fit Test
-------------------------------
Test Method:                  Kolmogorov-Smirnov GOF
Hypothesized Distribution:    Normal
Estimated Parameter(s):       mean = 6.155073
                              sd   = 8.070317
Estimation Method:            mvue
Data:                         dataraw$`Kota Kuala Simpang`
Sample Size:                  7305
Test Statistic:               ks = 0.222827
Test Statistic Parameter:     n = 7305
P-value:                      1.810552e-315
Alternative Hypothesis:       True cdf does not equal the
                              Normal Distribution.
```

3. Uji Kandungan Tren: *Mann Kendall Trend test* Data *Training*

```
> #data r=2
> dataR2<- read_excel("dataraw_2.xlsx")
> #bagi data train (80:20)
> training<-read_excel("training.xlsx")
> #Uji kandungan trend
> mk.test(training$Baiturrahman)
        Mann-Kendall trend test
data:  training$Baiturrahman
z = 4.5417, n = 128, p-value = 5.58e-06
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
           S         varS          tau
2.206000e+03 2.357100e+05 2.714409e-01
```

```
> mk.test(training$`Johan Pahlawan`)
        Mann-Kendall trend test
data:  training$`Johan Pahlawan`
z = -3.1843, n = 128, p-value = 0.001451
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
            S          varS           tau
-1.547000e+03  2.357110e+05 -1.903414e-01
> mk.test(training$`Muara Dua`)
        Mann-Kendall trend test
data:  training$`Muara Dua`
z = 0.23481, n = 128, p-value = 0.8144
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
           S         varS          tau
1.150000e+02 2.357090e+05 1.415123e-02
> mk.test(training$`Tapak Tuan`)
        Mann-Kendall trend test
data:  training$`Tapak Tuan`
z = 2.552, n = 128, p-value = 0.01071
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
           S         varS          tau
1.240000e+03 2.357100e+05 1.525778e-01
> mk.test(training$`Lut Tawar`)
        Mann-Kendall trend test
data:  training$`Lut Tawar`
z = -0.53553, n = 128, p-value = 0.5923
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
           S         varS          tau
-2.61000e+02  2.35711e+05 -3.21132e-02
> mk.test(training$`Kuala Simpang`)
        Mann-Kendall trend test
data:  training$`Kuala Simpang`
z = -2.5046, n = 128, p-value = 0.01226
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
           S         varS          tau
-1.21700e+03  2.35709e+05 -1.49757e-01
```

4. Uji Kesesuaian Distribusi GEV: GOF data *Training*

```
> gof1=gofTest(training$Baiturrahman,distribution = "gevd",test = "ks")
> gof2=gofTest(training$`Johan Pahlawan`,distribution = "gevd",test = "ks")
> gof3=gofTest(training$`Muara Dua`,distribution = "gevd",test = "ks")
> gof4=gofTest(training$`Tapak Tuan`,distribution = "gevd",test = "ks")
> gof5=gofTest(training$`Lut Tawar`,distribution = "gevd",test = "ks")
> gof6=gofTest(training$`Kuala Simpang`,distribution = "gevd",test = "ks")
> p_value = c(gof1$p.value,gof2$p.value,gof3$p.value,gof4$p.value,gof5$p.value,gof
6$p.value)
> p_value
[1] 0.6601329 0.9441611 0.9565683 0.7319154 0.9828760 0.4471486
```

5. Estimasi Parameter Univariat: non-stasioner

```
> #Baiturrahman
> # Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
> start_params_B <- c(
+   mu_0 = mean(training$Baiturrahman),
+   mu_1 = 0.01,
+   s_0 = log(sd(training$Baiturrahman)),
+   s_1 = 0.001,
+   xi = 0.1
+ )
> # Optimisasi MLE
> mle_result_B <- optim(
+   par = start_params_B,
+   fn = gev_loglik,
+   y = training$Baiturrahman,
+   time = time,
+   method = "Nelder-Mead",
+   hessian = TRUE
+ )
```

```
> # Hasil parameter
> mle_params_B <- mle_result_B$par
> names(mle_params_B) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
> mle_params_B
      mu_0       mu_1        s_0        s_1         xi
22.65234969  0.22423376  2.11244389  0.01119435  0.16620460
> loc1 <- mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*time
> scale1 <- exp(mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*time)
> shape1 <- mle_params_B[5]
> #Johan Pahlawan
> # Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
> start_params_JP <- c(
+   mu_0 = mean(training$`Johan Pahlawan`),
+   mu_1 = 0.01,
+   s_0 = log(sd(training$`Johan Pahlawan`)),
+   s_1 = 0.001,
+   xi = 0.1
+ )
> # Optimisasi MLE
> mle_result <- optim(
+   par = start_params_JP,
+   fn = gev_loglik,
+   y = training$`Johan Pahlawan`,
+   time = time,
+   method = "Nelder-Mead",
+   hessian = TRUE
+ )
> # Hasil parameter
> mle_params_JP <- mle_result$par
> names(mle_params_JP) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
> mle_params_JP
       mu_0        mu_1         s_0         s_1          xi
56.054775486 -0.035152064  2.827214899  0.004255862  0.185622180
> loc2 <- mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*time
> scale2 <- exp(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*time)
> shape2 <- mle_params_JP[5]
> #Tapak Tuan
> # Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
> start_params_TT <- c(
+   mu_0 = mean(training$`Tapak Tuan`),
+   mu_1 = 0.001,
+   s_0 = log(sd(training$`Tapak Tuan`)),
+   s_1 = 0.0001,
+   xi = 0.1
+ )
```

```
> # Optimisasi MLE
> mle_result_TT <- optim(
+   par = start_params_TT,
+   fn = gev_loglik,
+   y = training$`Tapak Tuan`,
+   time = time,
+   method = "Nelder-Mead",
+   hessian = TRUE
+ )
> # Hasil parameter
> mle_params_TT <- mle_result_TT$par
> names(mle_params_TT) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
> mle_params_TT
       mu_0        mu_1         s_0         s_1          xi
39.631110749  0.060583758  2.536003066  0.003485049  0.026590397
> loc4 <- mle_params_TT[1] + mle_params_TT[2]*time
> scale4 <- exp(mle_params_TT[3] + mle_params_TT[4]*time)
> shape4 <- mle_params_TT[5]
> #Kuala Simpang
> # Inisialisasi parameter awal (mu0, mu1, s0, s1, xi)
> start_params_KS <- c(
+   mu_0 = mean(training$`Kuala Simpang`),
+   mu_1 = 0.01,
+   s_0 = log(sd(training$`Kuala Simpang`)),
+   s_1 = 0.001,
+   xi = 0.1
+ )
> # Optimisasi MLE
> mle_result_KS <- optim(
+   par = start_params_KS,
+   fn = gev_loglik,
+   y = training$`Kuala Simpang`,
+   time = time,
+   method = "Nelder-Mead",
+   hessian = TRUE
+ )
> # Hasil parameter
> mle_params_KS <- mle_result_KS$par
> names(mle_params_KS) <- c("mu_0", "mu_1", "s_0", "s_1", "xi")
> mle_params_KS
       mu_0        mu_1         s_0         s_1          xi
30.566693236 -0.102157532  2.314282027  0.002552445  0.197805688
> loc6 <- mle_params_KS[1] + mle_params_KS[2]*time
> scale6 <- exp(mle_params_KS[3] + mle_params_KS[4]*time)
> shape6 <- mle_params_KS[5]
```

6. Estimasi Parameter Univariat: Stasioner

```
> #mle stasioner (muara dua, lut tawar)
> #muara dua
> fitx3=fevd(x=training$`Muara Dua`,type="GEV")
> summary(fitx3)
fevd(x = training$`Muara Dua`, type = "GEV")
[1] "Estimation Method used: MLE"
 Negative Log-Likelihood Value:  543.4174
 Estimated parameters:
   location       scale       shape
35.72713270 13.74946573  0.08029773
 Standard Error Estimates:
  location      scale      shape
1.37887134 1.03386196 0.06963422
 Estimated parameter covariance matrix.
            location       scale        shape
location  1.90128618  0.66947188 -0.033394117
scale     0.66947188  1.06887055 -0.015701484
shape    -0.03339412 -0.01570148  0.004848925
 AIC = 1092.835
 BIC = 1101.391
> uni_MD = c(35.72713270,13.74946573,0.08029773)
> #Lut Tawar
> fitx5=fevd(x=training$`Lut Tawar`,type="GEV")
> summary(fitx5)
fevd(x = training$`Lut Tawar`, type = "GEV")
[1] "Estimation Method used: MLE"
 Negative Log-Likelihood Value:  564.7416
 Estimated parameters:
   location       scale       shape
51.71004003 16.24475419  0.07536277
Standard Error Estimates:
  location      scale      shape
1.63545045 1.23029460 0.07260342
 Estimated parameter covariance matrix.
            location       scale        shape
location  2.67469819  0.94461236 -0.042669234
scale     0.94461236  1.51362479 -0.021499838
shape    -0.04266923 -0.02149984  0.005271257
 AIC = 1135.483
 BIC = 1144.039
> uni_LT = c(51.71004003,16.24475419,0.07536277)
```

7. Transformasi Data ke Unit Margin *Frechet Z*

```
> #transformasi unit margin frechet
> #non stasioner
> z_B =gev2frech(training$Baiturrahman,loc1,scale1,shape1)
> z_JP =gev2frech(training$`Johan Pahlawan`,loc2,scale2,shape2)
> z_TT =gev2frech(training$`Tapak Tuan`,loc4,scale4,shape4)
> z_KS =gev2frech(training$`Kuala Simpang`,loc6,scale6,shape6)
> #stasioner
> z_MD =gev2frech(training$`Muara Dua`,uni_MD[1],uni_MD[2],uni_MD[3])
> z_LT =gev2frech(training$`Lut Tawar`,uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
> z = cbind.data.frame(z_B, z_JP, z_MD, z_TT, z_LT, z_KS)
> head(z)
z_B      z_JP      z_MD      z_TT      z_LT      z_KS
1 55.2912640 0.7140969 3.4117012 0.4493209 1.1860676 0.2637197
2  1.6530876 0.3744206 1.6290471 0.2289556 0.3710095 0.2586824
3  0.4911204 0.5073945 0.3577124 0.2231016 0.5403795 1.0642967
4  0.4234637 0.2670932 0.3036697 0.2075861 0.3062705 0.1584202
5  2.3273903 5.5608368 1.1069572 2.2945624 3.2899253 3.5229853
6  0.6987997 1.3291314 0.7009119 1.4479547 0.7562988 0.9138626
> z = as.matrix(z)
```

8. Titik Koordinat Lokasi Pengamatan

```
> #lokasi titik pengamatan (lat , lon)
> loc_B=c(5.5536, 95.3177)
> loc_JP=c(4.1427, 96.1276)
> loc_MD=c(5.1760, 97.1269)
> loc_TT=c(3.2584, 97.1808)
> loc_LT=c(4.6209, 96.8470)
> loc_KS=c(4.2826, 98.0604)
> loc = cbind.data.frame(loc_B, loc_JP, loc_MD, loc_TT, loc_LT, loc_KS)
> rownames(loc) = c("lat","lon")
> loc = t(loc)
> loc
        lat     lon
loc_B  5.5536 95.3177
loc_JP 4.1427 96.1276
loc_MD 5.1760 97.1269
loc_TT 3.2584 97.1808
loc_LT 4.6209 96.8470
loc_KS 4.2826 98.0604
```

9. Pembentukan Model *Trend Surface* dan TIC

```
> #menyusun model trand surface
> loc.form<-z~lon+lat
> scale.form<-z~lon+lat
> shape.form<-z~1
> H1<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
> loc.form<-z~lon+lat
> scale.form<-z~lon
> shape.form<-z~1
> H2<-fitspatgev(z,scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
> loc.form<-z~lon+lat
> scale.form<-z~lat
> shape.form<-z~1
> H3<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
Warning message:
In fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form) :
  negative log-likelihood is infinite at starting values
> loc.form<-z~lon
> scale.form<-z~lon+lat
> shape.form<-z~1
> H4<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
> loc.form<-z~lon
> scale.form<-z~lon
> shape.form<-z~1
> H5<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
> loc.form<-z~lon
> scale.form<-z~lat
> shape.form<-z~1
> H6<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
Warning message:
In fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form) :
  negative log-likelihood is infinite at starting values
> loc.form<-z~lat
> scale.form<-z~lon+lat
> shape.form<-z~1
> H7<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
> loc.form<-z~lat
> scale.form<-z~lon
> shape.form<-z~1
> H8<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
> loc.form<-z~lat
> scale.form<-z~lat
> shape.form<-z~1
> H9<-fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form)
Warning message:
In fitspatgev(z, scale(loc), loc.form, scale.form, shape.form) :
  negative log-likelihood is infinite at starting values
```

```
> H1$fitted.values;
  locCoeff1   locCoeff2   locCoeff3 scaleCoeff1 scaleCoeff2 scaleCoeff3 shapeCoeff1
1.008826668 0.003686426 0.009156666 0.995851896 0.007762271 0.017777292 0.96
2070007
> H2$fitted.values;
    locCoeff1     locCoeff2     locCoeff3   scaleCoeff1   scaleCoeff2   shapeCoeff1
 1.0089308360 -0.0025034574 -0.0040697675  0.9960638756 -0.0007424796  0.9617
953384
> H3$fitted.values;
   locCoeff1    locCoeff2    locCoeff3  scaleCoeff1  scaleCoeff2  shapeCoeff1
 1.013972698  0.008898857  0.008750402  1.075090639 -0.037018727  1.076090333
> H4$fitted.values;
    locCoeff1     locCoeff2   scaleCoeff1   scaleCoeff2   scaleCoeff3   shapeCoeff1
 1.0088746157 -0.0003255199  0.9959242512  0.0030187792  0.0070943209  0.96190
20766
> H5$fitted.values;
   locCoeff1    locCoeff2  scaleCoeff1  scaleCoeff2  shapeCoeff1
 1.009438024 -0.001160320  0.996568873 -0.001460131  0.961267858
> H6$fitted.values;
   locCoeff1    locCoeff2  scaleCoeff1  scaleCoeff2  shapeCoeff1
 1.013972698  0.004712273  1.075090639 -0.037018727  1.076090333
> H7$fitted.values;
  locCoeff1   locCoeff2 scaleCoeff1 scaleCoeff2 scaleCoeff3 shapeCoeff1
1.009412859 0.007824477 0.996832642 0.003677864 0.016476912 0.961829493
> H8$fitted.values;
   locCoeff1    locCoeff2  scaleCoeff1  scaleCoeff2  shapeCoeff1
 1.009048832 -0.003885873  0.996209653  0.002044986  0.961710395
> H9$fitted.values
  locCoeff1   locCoeff2 scaleCoeff1 scaleCoeff2 shapeCoeff1
 1.01397270  0.00449279  1.07509064 -0.03701873  1.07609033
> #pemilihan model trand surface terbaik
> TIC(H1,H2,H3,H4,H5,H6,H7,H8,H9) #H5 model terbaik
      H5       H8       H2       H4       H7       H1       H6       H9       H3
3280.446 3280.702 3281.927 3282.188 3282.674 3284.080 3291.729 3294.393 3295.4
93
```

10. Estimasi Parameter Spasial Model *Brown-Resnick*

```
> #estimasi parameter Brown-Resnick
> loc.form<-z~lon
> scale.form<-z~lon
> shape.form<-z~1
> spatial_model <- fitmaxstab(z,loc,loc.form,scale.form,shape.form, cov.mod="brown
",method = "Nelder-Mead")
Computing appropriate starting values
Starting values are defined
Starting values are:
      range      smooth   locCoeff1   locCoeff2 scaleCoeff1 scaleCoeff2 shapeCoeff1
 0.85997308  1.45776647 -0.34354289  0.01398149 -0.59770058  0.01647610  0.9614
9502
> spatial_model$fitted.values
      range      smooth   locCoeff1   locCoeff2 scaleCoeff1 scaleCoeff2 shapeCoeff1
 0.90305527  1.44983701 -0.35081170  0.01397260 -0.60062302  0.01658487  1.0141
6952
```

11. Koefisien Ekstremal dan Semivariogram

```
> #menghitung semivariogram dan koefisien ekstremal
> # Data koordinat lokasi
> locations <- data.frame(
+   id = c("Baiturrahman", "Muara Dua", "Johan Pahlawan", "Tapak Tuan", "Lut Tawa
r", "Kuala Simpang"),  # Identitas lokasi
+   lat = c(5.5536, 5.1760, 4.1427, 3.2584, 4.6209, 4.2826),  # Latitude
+   lon = c(95.3177, 97.1269, 96.1276, 97.1808, 96.8470, 98.0604)  # Longitude
+ )
> # Data menggunakan rata rata dari nilai maksimum tranformasi z
> rainfall <- c(5.741, 6.0466, 3.6583, 22.0209, 5.0259, 4.6849)  # Sesuaikan dengan da
ta Anda
> locations$rainfall <- rainfall
> locations
              id    lat     lon rainfall
1   Baiturrahman 5.5536 95.3177   5.7410
2      Muara Dua 5.1760 97.1269   6.0466
3 Johan Pahlawan 4.1427 96.1276   3.6583
4     Tapak Tuan 3.2584 97.1808  22.0209
5      Lut Tawar 4.6209 96.8470   5.0259
6  Kuala Simpang 4.2826 98.0604   4.6849
> # Hitung jarak antar lokasi
> library(geosphere)
> distances <- distm(locations[, c("lon", "lat")], fun = distHaversine)
> # Hitung semivariogram untuk setiap pasangan
> semivariogram_values <- matrix(NA, nrow = nrow(locations), ncol = nrow(locations
))
```

```
> for (i in 1:nrow(locations)) {
+   for (j in 1:nrow(locations)) {
+     semivariogram_values[i, j] <- 0.5 * (locations$rainfall[i] - locations$rainfall[j])^2
+   }
+ }
> # Gabungkan jarak dan semivariogram dalam satu data frame
> result <- data.frame(
+   loc1 = rep(locations$id, each = nrow(locations)),
+   loc2 = rep(locations$id, times = nrow(locations)),
+   distance = as.vector(distances),
+   semivariogram = as.vector(semivariogram_values)
+ )
> #koefesien ekstremal
> result$ekst_koeff <- 2 - 2 * (1 - pnorm(sqrt(result$semivariogram / 2)))
> result
             loc1           loc2  distance semivariogram ekst_koeff
1    Baiturrahman   Baiturrahman      0.00    0.00000000   1.000000
2    Baiturrahman      Muara Dua 204875.01    0.04669568   1.121444
3    Baiturrahman Johan Pahlawan 180936.40    2.16881964   1.702287
4    Baiturrahman     Tapak Tuan 328687.21  132.51757201   2.000000
5    Baiturrahman      Lut Tawar 198830.60    0.25568400   1.279320
6    Baiturrahman  Kuala Simpang 335480.67    0.55767360   1.402535
7       Muara Dua   Baiturrahman 204875.01    0.04669568   1.121444
8       Muara Dua      Muara Dua      0.00    0.00000000   1.000000
9       Muara Dua Johan Pahlawan 159761.60    2.85198844   1.767581
10      Muara Dua     Tapak Tuan 213550.10  127.58913025   2.000000
11      Muara Dua      Lut Tawar  69153.34    0.52091424   1.390194
12      Muara Dua  Kuala Simpang 143582.47    0.92711344   1.504034
13 Johan Pahlawan   Baiturrahman 180936.40    2.16881964   1.702287
14 Johan Pahlawan      Muara Dua 159761.60    2.85198844   1.767581
15 Johan Pahlawan Johan Pahlawan      0.00    0.00000000   1.000000
16 Johan Pahlawan     Tapak Tuan 152900.22  168.59253938   2.000000
17 Johan Pahlawan      Lut Tawar  95966.67    0.93516488   1.505899
18 Johan Pahlawan  Kuala Simpang 215141.32    0.52695378   1.392259
19     Tapak Tuan   Baiturrahman 328687.21  132.51757201   2.000000
20     Tapak Tuan      Muara Dua 213550.10  127.58913025   2.000000
21     Tapak Tuan Johan Pahlawan 152900.22  168.59253938   2.000000
22     Tapak Tuan     Tapak Tuan      0.00    0.00000000   1.000000
23     Tapak Tuan      Lut Tawar 156137.14  144.41501250   2.000000
24     Tapak Tuan  Kuala Simpang 150149.95  150.26844800   2.000000
25      Lut Tawar   Baiturrahman 198830.60    0.25568400   1.279320
26      Lut Tawar      Muara Dua  69153.34    0.52091424   1.390194
27      Lut Tawar Johan Pahlawan  95966.67    0.93516488   1.505899
28      Lut Tawar     Tapak Tuan 156137.14  144.41501250   2.000000
29      Lut Tawar      Lut Tawar      0.00    0.00000000   1.000000
30      Lut Tawar  Kuala Simpang 139833.91    0.05814050   1.135383
```

```
31  Kuala Simpang   Baiturrahman 335480.67    0.55767360   1.402535
32  Kuala Simpang      Muara Dua 143582.47    0.92711344   1.504034
33  Kuala Simpang Johan Pahlawan 215141.32    0.52695378   1.392259
34  Kuala Simpang     Tapak Tuan 150149.95  150.26844800   2.000000
35  Kuala Simpang      Lut Tawar 139833.91    0.05814050   1.135383
36  Kuala Simpang  Kuala Simpang      0.00    0.00000000   1.000000
> result <- as.data.frame(result)
```

12. Uji Kebaikan Model: MAPE

```
> #uji kebaikan model
> forecast1 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=3)
> forecast2 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=5)
> forecast3 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=9)
> forecast4 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=17)
> forecast5 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=25)
> forecast1
          lat     lon       loc     scale   shape       Q3
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 2.428914
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 2.460071
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 2.498514
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 2.500588
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 2.487746
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 2.534427
> forecast2
          lat     lon       loc     scale   shape       Q5
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 4.438907
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 4.497608
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 4.570036
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 4.573943
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 4.549749
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 4.637696
> forecast3
          lat     lon       loc     scale   shape       Q9
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 8.472901
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 8.586881
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 8.727516
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 8.735101
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 8.688124
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 8.858890
> forecast4
          lat     lon       loc     scale   shape      Q17
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 16.60306
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 16.82845
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 17.10655
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 17.12155
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 17.02865
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 17.36633
```

```
> forecast5
        lat     lon       loc     scale   shape      Q25
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 24.78856
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 25.12611
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 25.54261
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 25.56508
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 25.42595
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 25.93168
>
> #ubah kembali ke GEV dari frechet
> predict_B<-frech2gev(forecast4[1,6],mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*73,exp(
mle_params_B[3] + mle_params_B[4]*73),shape1)
> predict_B
   mu_0
106.0568
> predict_JP<-frech2gev(forecast1[2,6],mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*66,ex
p(mle_params_JP[3] + mle_params_JP[4]*66),shape2)
> predict_JP
   mu_0
75.66052
> predict_MD<-frech2gev(forecast2[3,6],uni_MD[1],uni_MD[2],uni_MD[3])
> predict_MD
[1] 57.94779
> predict_TT<-frech2gev(forecast2[4,6],mle_params_TT[1] + mle_params_TT[2]*67,
exp(mle_params_TT[3] + mle_params_TT[4]*67),shape4)
> predict_TT
   mu_0
68.43812
> predict_LT<-frech2gev(forecast5[5,6],uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
> predict_LT
[1] 111.2377
> predict_KS<-frech2gev(forecast3[6,6],mle_params_KS[1] + mle_params_KS[2]*69,
exp(mle_params_KS[3] + mle_params_KS[4]*69),shape6)
> predict_KS
   mu_0
56.43097
> #uji kebaikan model
> actual=c(124.71,118.67,132.46,110.91,138.62,122.94)
> predict=c(predict_B,predict_JP,predict_MD,predict_TT,predict_LT,predict_KS)
> result = mape(actual, predict)
> result
[1] 0.3659983
```

13. *Return Level* Untuk Periode 10, 15, dan 20 Tahun Kedepan

```
> #Return Level untuk periode data
> rl1 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=80)#blok SON-2030
> rl2 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=120)#blok SON-2035
> rl3 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=160)#blok SON-2040
> rl1
         lat     lon       loc     scale   shape      Q80
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 81.76621
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 82.88455
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 84.26442
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 84.33885
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 83.87792
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 85.55343
> rl2
         lat     lon       loc     scale   shape     Q120
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 123.6118
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 125.3035
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 127.3909
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 127.5035
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 126.8062
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 129.3409
> rl3
         lat     lon       loc     scale   shape     Q160
loc_B  5.5536 95.3177 0.9810244 0.9802091 1.01417 165.6600
loc_JP 4.1427 96.1276 0.9923408 0.9936412 1.01417 167.9279
loc_MD 5.1760 97.1269 1.0063036 1.0102145 1.01417 170.7262
loc_TT 3.2584 97.1808 1.0070567 1.0111084 1.01417 170.8772
loc_LT 4.6209 96.8470 1.0023927 1.0055724 1.01417 169.9424
loc_KS 4.2826 98.0604 1.0193470 1.0256964 1.01417 173.3403
> r1 = c(rl1[1,6],rl2[1,6],rl3[1,6])
> r2 = c(rl1[2,6],rl2[2,6],rl3[2,6])
> r3 = c(rl1[3,6],rl2[3,6],rl3[3,6])
> r4 = c(rl1[4,6],rl2[4,6],rl3[4,6])
> r5 = c(rl1[5,6],rl2[5,6],rl3[5,6])
> r6 = c(rl1[6,6],rl2[6,6],rl3[6,6])
> #mengubah dari unit margin frechet menjadi bentuk awal GEV
> lokB1 = frech2gev(r1[1],mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*104,exp(mle_param
s_B[3] + mle_params_B[4]*104),shape1)
> lokB2 = frech2gev(r1[2],mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*124,exp(mle_param
s_B[3] + mle_params_B[4]*124),shape1)
> lokB3 = frech2gev(r1[3],mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*144,exp(mle_param
s_B[3] + mle_params_B[4]*144),shape1)
> lokB = c(lokB1, lokB2, lokB3)
> lokB
    mu_0     mu_0     mu_0
217.9449 295.0534 388.6079
```

```
> lokJP1 = frech2gev(r2[1],mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*104,exp(mle_para
ms_JP[3] + mle_params_JP[4]*104),shape2)
> lokJP2 = frech2gev(r2[2],mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*124,exp(mle_para
ms_JP[3] + mle_params_JP[4]*124),shape2)
> lokJP3 = frech2gev(r2[3],mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*144,exp(mle_para
ms_JP[3] + mle_params_JP[4]*144),shape2)
> lokJP = c(lokJP1, lokJP2, lokJP3)
> lokJP
   mu_0     mu_0     mu_0
232.4490 275.6785 317.8814
> lokMD<-frech2gev(r3,uni_MD[1],uni_MD[2],uni_MD[3])
> lokMD
[1] 108.9558 117.2049 123.2168
> lokTT1<-frech2gev(r4[1],mle_params_TT[1] + mle_params_TT[2]*104,exp(mle_pa
rams_TT[3] + mle_params_TT[4]*104),shape4)
> lokTT2<-frech2gev(r4[2],mle_params_TT[1] + mle_params_TT[2]*124,exp(mle_pa
rams_TT[3] + mle_params_TT[4]*124),shape4)
> lokTT3<-frech2gev(r4[3],mle_params_TT[1] + mle_params_TT[2]*144,exp(mle_pa
rams_TT[3] + mle_params_TT[4]*144),shape4)
> lokTT = c(lokTT1, lokTT2, lokTT3)
> lokTT
   mu_0     mu_0     mu_0
131.3434 147.8182 163.2728
> lokLT<-frech2gev(r5,uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
> lokLT
[1] 137.1291 146.6511 153.5787
> lokKS1<-frech2gev(r6[1],mle_params_KS[1] + mle_params_KS[2]*104,exp(mle_p
arams_KS[3] + mle_params_KS[4]*104),shape6)
> lokKS2<-frech2gev(r6[2],mle_params_KS[1] + mle_params_KS[2]*124,exp(mle_p
arams_KS[3] + mle_params_KS[4]*124),shape6)
> lokKS3<-frech2gev(r6[3],mle_params_KS[1] + mle_params_KS[2]*144,exp(mle_p
arams_KS[3] + mle_params_KS[4]*144),shape6)
> lokKS = c(lokKS1, lokKS2, lokKS3)
> lokKS
   mu_0     mu_0     mu_0
114.0600 131.3638 146.7881
```

14. Hasil *Return Value* Model dari Keseluruhan Data

```
> #Return Level untuk periode data
> rl1 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=48)#blok SON-2030
> rl2 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=88)#blok SON-2035
> rl3 <- predict.spatgev(spatial_model,loc,ret.per=128)#blok SON-2040
> rl1
       lat    lon       loc     scale    shape      Q48
loc_B  5.5536 95.3177 1.0124773 0.9984262 1.054247 55.52880
loc_JP 4.1427 96.1276 1.0056880 1.0185620 1.054247 56.62147
loc_MD 5.1760 97.1269 0.9973109 1.0038151 1.054247 55.80788
loc_TT 3.2584 97.1808 0.9968590 1.0311824 1.054247 57.30174
loc_LT 4.6209 96.8470 0.9996573 1.0117373 1.054247 56.24280
loc_KS 4.2826 98.0604 0.9894854 1.0165654 1.054247 56.49625
> rl2
       lat    lon       loc     scale    shape      Q88
loc_B  5.5536 95.3177 1.0124773 0.9984262 1.054247 105.6803
loc_JP 4.1427 96.1276 1.0056880 1.0185620 1.054247 107.7844
loc_MD 5.1760 97.1269 0.9973109 1.0038151 1.054247 106.2301
loc_TT 3.2584 97.1808 0.9968590 1.0311824 1.054247 109.0986
loc_LT 4.6209 96.8470 0.9996573 1.0117373 1.054247 107.0630
loc_KS 4.2826 98.0604 0.9894854 1.0165654 1.054247 107.5589
> rl3
       lat    lon       loc     scale    shape     Q128
loc_B  5.5536 95.3177 1.0124773 0.9984262 1.054247 157.1377
loc_JP 4.1427 96.1276 1.0056880 1.0185620 1.054247 160.2796
loc_MD 5.1760 97.1269 0.9973109 1.0038151 1.054247 157.9652
loc_TT 3.2584 97.1808 0.9968590 1.0311824 1.054247 162.2442
loc_LT 4.6209 96.8470 0.9996573 1.0117373 1.054247 159.2064
loc_KS 4.2826 98.0604 0.9894854 1.0165654 1.054247 159.9512
> r1 = c(rl1[1,6],rl2[1,6],rl3[1,6])
> r2 = c(rl1[2,6],rl2[2,6],rl3[2,6])
> r3 = c(rl1[3,6],rl2[3,6],rl3[3,6])
> r4 = c(rl1[4,6],rl2[4,6],rl3[4,6])
> r5 = c(rl1[5,6],rl2[5,6],rl3[5,6])
> r6 = c(rl1[6,6],rl2[6,6],rl3[6,6])
> #mengubah dari unit margin frechet menjadi bentuk awal GEV
> lokB1 = frech2gev(r1[1],mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*104,exp(mle_param
s_B[3] + mle_params_B[4]*104),shape1)
> lokB2 = frech2gev(r1[2],mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*124,exp(mle_param
s_B[3] + mle_params_B[4]*124),shape1)
> lokB3 = frech2gev(r1[3],mle_params_B[1] + mle_params_B[2]*144,exp(mle_param
s_B[3] + mle_params_B[4]*144),shape1)
> lokB = c(lokB1, lokB2, lokB3)
> lokB
   mu_0     mu_0     mu_0
130.5176 166.0864 203.2579
```

```
> lokJP1 = frech2gev(r2[1],mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*104,exp(mle_para
ms_JP[3] + mle_params_JP[4]*104),shape2)
> lokJP2 = frech2gev(r2[2],mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*124,exp(mle_para
ms_JP[3] + mle_params_JP[4]*124),shape2)
> lokJP3 = frech2gev(r2[3],mle_params_JP[1] + mle_params_JP[2]*144,exp(mle_para
ms_JP[3] + mle_params_JP[4]*144),shape2)
> lokJP = c(lokJP1, lokJP2, lokJP3)
> lokJP
    mu_0     mu_0     mu_0
151.6752 172.6996 182.0808
> lokMD1 = frech2gev(r3[1],mle_params_MD[1] + mle_params_MD[2]*104,exp(mle
_params_MD[3] + mle_params_MD[4]*104),shape3)
> lokMD2 = frech2gev(r3[2],mle_params_MD[1] + mle_params_MD[2]*124,exp(mle
_params_MD[3] + mle_params_MD[4]*124),shape3)
> lokMD3 = frech2gev(r3[3],mle_params_MD[1] + mle_params_MD[2]*144,exp(mle
_params_MD[3] + mle_params_MD[4]*144),shape3)
> lokMD = c(lokMD1, lokMD2, lokMD3)
> lokMD
    mu_0     mu_0     mu_0
132.7138 162.5358 190.7307
> lokTT<-frech2gev(r4,uni_TT[1],uni_TT[2],uni_TT[3])
> lokTT
[1] 115.1895 130.2095 139.9941
> lokLT<-frech2gev(r5,uni_LT[1],uni_LT[2],uni_LT[3])
> lokLT
[1] 138.2882 155.9735 167.5290
> lokKS<-frech2gev(r6,uni_KS[1],uni_KS[2],uni_KS[3])
> lokKS
[1]  88.09439 100.35046 108.33277
```

BIODATA PENULIS

Penulis dilahirkan di Kota Banda Aceh, 22 April 2001, merupakan anak pertama dari 3 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu di MIN Model Banda Aceh, SMPN 17 Banda Aceh dan SMAN 10 Fajar Harapan Banda Aceh. Setelah lulus dari SMAN tahun 2019, Penulis mendapat kesempatan SNMPTN dan diterima di Departemen Sains Aktuaria FSAD - ITS pada tahun 2019 dan terdaftar dengan NRP 06311940000019.

Selama masa perkuliahan, penulis aktif mengikuti organisasi dan pernah menjabat sebagai Ketua Umum di UKM PLH SIKLUS ITS periode 2022. Selama menjabat, penulis telah berhasil melaksanakan kegiatan penelitian mengenai kualitas air sungai di Kalimas Surabaya dan juga kegiatan pengabdian masyarakat di Lumajang Pasca Bencana Erupsi Gunung Semeru pada tahun 2022. Selain itu, penulis juga menjadi bagian dari Kader Konservasi yang dinaungi oleh Kementrian Kehutanan dan telah melakukan penyuluhan terkait lingkungan hidup dan juga aksi peduli lingkungan. Penulis juga pernah mewakili Departemen Aktuaria dalam kompetisi olahraga se-Fakultas Sains Analitika Data pada cabang olahraga Basket Putra dan berhasil mendapatkan juara 1 pada tahun 2022 dan juga 2023. Apabila ada kritik, saran, pertanyaan, atau hal yang ingin didiskusikan dengan penulis terkait dengan Tugas Akhir ini, penulis dapat dihubungi melalui e-mail alief.atha22@gmail.com.