

## PREDIKSI KECEPATAN ANGIN EKSTREM DI KABUPATEN SIDOARJO MENGGUNAKAN BAYESIAN MARKOV CHAIN MONTE CARLO

**Safira Nuraini Putri**

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

e-mail: safiranuraini.21029mhs.unesa.ac.id.

**A'yunin Sofro**

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

e-mail: ayuninsofro@unesa.ac.id.\*

### Abstrak

Angin puting beliung merupakan salah satu bencana hidrometeorologi yang saat ini marak terjadi. Salah satu penyebabnya adalah cuaca ekstrem, yaitu angin kencang. Salah satu daerah rawan bencana angin puting beliung di Indonesia adalah Kabupaten Sidoarjo. Bencana angin puting beliung apabila dibiarkan akan menimbulkan dampak yang merugikan, baik secara fisik maupun non-fisik. Oleh karena itu, dibutuhkan prediksi kecepatan angin ekstrem yang dapat dijadikan sebagai acuan untuk pencegahan bencana ini. Kecepatan angin dapat dianalisis menggunakan *Extreme Value Theory* yang mengikuti Distribusi *Generalized Extreme Value* untuk mendapatkan *return level* pada periode pengembalian waktu 2025, 2026, dan 2027. Untuk mendapatkan *return level* tersebut, perlu dilakukan estimasi parameter distribusi GEV menggunakan pendekatan *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* yang dalam hal ini adalah *Metropolis-Hastings Algorithm*. Data yang digunakan adalah kecepatan angin maksimum di Kabupaten Sidoarjo pada tahun 2014-2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa prediksi kecepatan angin ekstrem di Kabupaten Sidoarjo adalah 16.39035 m/s pada tahun 2025, 17.78805 m/s pada tahun 2026, dan 18.74473 m/s pada tahun 2027. Hasil penelitian ini dapat dijadikan sebagai acuan untuk melakukan pencegahan terhadap bencana angin puting beliung yang terjadi di Kabupaten Sidoarjo.

**Kata Kunci:** kecepatan angin, Prediksi, *Bayesian Markov Chain Monte Carlo*, *Metropolis-Hastings Algorithm*

### Abstract

*Tornadoes are one of the hydrometeorological disasters that are currently rampant. One of the causes is extreme weather, namely strong winds. One of the areas in Indonesia that is prone to tornado disasters is Sidoarjo Regency. If left unchecked, tornado disasters will have a detrimental impact, both physically and non-physically. Therefore, it is necessary to predict extreme wind speeds that can be used as a reference for the prevention of this disaster. Wind speed can be analyzed using Extreme Value Theory that follows the Generalized Extreme Value Distribution to obtain return levels in the 2025, 2026, and 2027 return periods. To get the return level, the GEV distribution parameters are estimated using the Bayesian Markov Chain Monte Carlo approach which in this case is the Metropolis-Hastings Algorithm. the data used is the maximum wind speed in Sidoarjo Regency in 2014-2024. The results showed that the prediction of extreme wind speed in Sidoarjo Regency was 16.39035 m/s in 2025, 17.78805 m/s in 2026, and 18.74473 m/s in 2027. The results of this research can be used as a reference to prevent tornado disasters that occur in Sidoarjo Regency.*

**Keywords:** wind speed, prediction, *Bayesian Markov Chain Monte Carlo*, *Metropolis-Hastings Algorithm*

## PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang memiliki iklim tropis dengan dua musim, yaitu musim panas dan musim hujan. Iklim tropis ini identik dengan perubahan suhu, cuaca, maupun arah angin yang cukup ekstrem (BNPB, 2024). Seiring berjalanannya waktu, perubahan iklim tidak dapat dihindarkan. Cuaca ekstrem terus terjadi dalam beberapa tahun belakangan. Cuaca ekstrem merupakan perubahan kejadian cuaca yang tidak biasa, atau dapat

dikatakan melebihi batas normal. Di Indonesia, terdapat cuaca ekstrem yang seringkali terjadi, salah satunya angin kencang. Berdasarkan data Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (2024) dalam kurun waktu 2014 hingga 2024 telah terjadi 4.848 kejadian angin kencang di Indonesia. Cuaca ekstrem yang terjadi dapat dikatakan sebagai bencana apabila memiliki dampak yang sangat besar. Adanya cuaca ekstrem sebagai dampak dari perubahan iklim dapat mengakibatkan terjadinya bencana hidrometeorologi (Dyah, Pinuji & Ikhwanudin, 2023). Bencana

hidrometeorologi adalah bencana alam yang terjadi di atmosfer (meteorologi), air (hidrologi), atau lautan (oseanografi) yang dapat membawa dampak buruk, baik dari segi lingkungan maupun sosial manusia (BMKG, 2020). Salah satu bencana hidrometeorologi yang disebabkan oleh angin kencang adalah bencana angin puting beliung.

Berdasarkan Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (2024) mencatat bahwa pada tahun 2024 telah terjadi 189 kejadian angin puting beliung di Jawa Timur. Angka ini merupakan angka yang paling tinggi di Indonesia. Salah satu Kecamatan/Kota di Jawa Timur yang paling sering mengalami bencana ini adalah Kabupaten Sidoarjo. Sepanjang tahun 2024, Kabupaten Sidoarjo telah mengalami tiga kejadian angin puting beliung yang sangat merugikan warga, dimana terdapat hampir 200 rumah rusak, 1 korban jiwa, dan kerusakan-kerusakan infrastruktur pendukung lainnya (BPBD, 2024). Adapun dampak lain seperti *Post-Traumatic Stress Disorder* (PTSD) yang dialami oleh anak-anak yang menjadi korban bencana puting beliung. PTSD ini ditandai dengan anak yang merasa cemas hingga ketakutan ketika melihat awan gelap, angin yang bertiup kencang, serta menghindari tempat kejadian pada saat bencana puting beliung terjadi (Nur Hanifah & Pratiwi, 2020).

Sebagai bentuk pencegahan terhadap bencana alam yang tidak dapat terhindarkan, dibutuhkan sebuah analisis data ekstrem yang dalam hal ini adalah kecepatan angin. Kecepatan angin dapat dianalisis menggunakan *Extreme Value Theory*. EVT pada umumnya akan mengikuti Distribusi *Generalized Extreme Value* dan *Generalized Pareto Distribution*. Penelitian terdahulu tentang kasus kecepatan angin ekstrem dilakukan oleh Imam Maulana & Sofro (2019) yang menggunakan pendekatan *frequentist*, yaitu mengestimasi parameter distribusi GEV menggunakan *Maximum Likelihood Estimation*. Kemudian terdapat penelitian oleh Abdy & Sanusi (2020) yang melakukan pengkategorian kecepatan angin berskala *beaufort* menggunakan pendekatan rantai Markov. Penelitian yang dilakukan oleh Kyojo et.al (2024) memberikan hasil bahwa data ekstrem yang mengikuti distribusi GEV kemudian diestimasi menggunakan *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* memiliki hasil yang menunjukkan tingkat ketidakpastian yang rendah.

Menurut Coles & Tawn (2005), *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* menangani ketidakpastian model yang lebih efektif dengan menyajikan parameter model secara eksplisit sebagai distribusi probabilitas. Salah satu algoritma yang dapat digunakan pada *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* adalah *Metropolis-Hastings Algorithm* (Nazmi et al., 2020).

Berdasarkan kasus di atas, akan dilakukan analisis pada kecepatan angin ekstrem di Kabupaten Sidoarjo sebagai daerah dengan tingkat bencana angin puting beliung tertinggi pertama di Indonesia, untuk mengetahui pola perilaku kejadian ekstrem kecepatan angin pada periode pengembalian waktu tahunan, yaitu 2025, 2026, dan 2027. Oleh karena itu akan dilakukan estimasi parameter distribusi GEV menggunakan *Metropolis-Hastings Algorithm* dalam kerangka *Bayesian Markov Chain Monte Carlo*. Setelah mendapatkan hasil estimasi, akan dilakukan perhitungan *return level* berdasarkan periode pengembalian waktu yang telah ditentukan. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai acuan untuk melakukan pencegahan terhadap bencana angin puting beliung yang kerap kali terjadi di Kabupaten Sidoarjo.

## KAJIAN TEORI

### EXTREME VALUE THEORY

*Extreme value theory* atau biasa dikenal teori nilai ekstrem merupakan teori yang membahas tentang nilai-nilai ekstrem suatu peristiwa. EVT sangat erat kaitannya dengan fenomena alam seperti curah hujan, banjir, kecepatan angin, polusi udara, dan korosi (Kotz and Nadarajah, 2011). Menurut Omey et al. (2009) hal mendasar yang menjadi pembeda EVT dengan yang lain adalah tujuannya, yaitu menggambarkan perilaku tidak biasa dan jarang diamati dari fenomena stokastik.

Terdapat dua pendekatan fundamental dalam EVT, yaitu metode *block maxima* (BM) dan metode *peaks-over-threshold* (POT). Pada metode *block maxima*, data yang akan diteliti dibagi menjadi beberapa periode pengamatan (blok) dengan panjang yang sama, sedangkan metode POT, akan dipilih nilai ambang batas tertentu (*threshold*) kemudian melihat berapa jumlah data yang telah melebihi *threshold* tersebut (Ferreira and De Haan, 2015). Metode BM akan mengikuti distribusi GEV (*Generalized Extreme*

Value), sedangkan metode POT akan mengikuti distribusi GPD (*Generalized Pareto Distribution*).

### BLOCK MAXIMA

*Block maxima* merupakan metode yang sering digunakan pada EVT untuk jenis data yang memiliki pengamatan berulang, seperti bulanan, tahunan, atau musiman (Zwonik, 2020). Menurut Ferreira & De Haan (2015), *block maxima* memanfaatkan data dengan membagi data menjadi kelompok-kelompok pengamatan (blok) dengan panjang yang sama serta membatasi pengamatan pada data maksimum. Selanjutnya blok-blok ini diamati untuk menentukan nilai maksimum untuk mendapatkan nilai ekstrem dari blok tersebut. Setelah itu, lakukan pembuatan deret maxima dari setiap nilai maksimum yang telah diperoleh. Deret maxima yang telah terbentuk akan dianalisis menggunakan pendekatan statistik, yaitu Distribusi *Generalized Extreme Value*.

### DISTRIBUSI GENERALIZED EXTREME VALUE

Distribusi GEV merupakan distribusi pendekatan *block maxima*. Metode *block maxima* menerapkan teorema Fisher-Tippet (Minkah, 2016). Jika terdapat konstanta  $a_n > 0$  dan  $b_n$  sedemikian sehingga

$$\Pr\left\{\frac{M_n - b_n}{a_n} \leq x\right\} \rightarrow F(x) \text{ dimana } n \rightarrow \infty \quad (1)$$

Pada distribusi GEV terdapat tiga parameter, yaitu parameter *location* ( $\mu$ ), parameter *scale* ( $\sigma$ ), dan parameter *shape* ( $\xi$ ). Terdapat tiga tipe distribusi GEV, yaitu distribusi Gumbel terjadi pada kondisi  $\xi = 0$ , distribusi Frechet terjadi pada kondisi  $\xi > 0$ , dan distribusi Weibull terjadi pada kondisi  $\xi < 0$  (Coles, 2001). Ketiga bentuk distribusi ini memiliki perilaku berbeda, yang disesuaikan dengan perilaku bentuk ekor (*tail*). Dalam hal ini, parameter bentuk  $\xi = 0$  dikatakan "*medium tail*", parameter bentuk  $\xi > 0$  dikatakan "*long tail*", dan parameter bentuk  $\xi < 0$  dikatakan "*short tail*". Berdasarkan hal di atas dapat dikatakan bahwa semakin besar nilai  $\xi$  akan membuat bentuk ekor semakin berat. Selanjutnya Coles (2001) melakukan reformulasi terhadap ketiga bentuk distribusi di atas. Reformulasi dilakukan dengan menggabungkan ketiga tipe distribusi menjadi bentuk yang dikenal sebagai *cumulative distribution function*.

$$F(x; \mu, \sigma, \xi) = \begin{cases} \exp\left\{-\left[1 + \xi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}}\right\}, & -\infty < x < \infty, \xi \neq 0 \\ \exp\left\{-\exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right\}, & -\infty < x < \infty, \xi = 0 \end{cases} \quad (2)$$

Kemudian, *probability density function* (pdf) adalah sebagai berikut.

$$f(x; \mu, \sigma, \xi) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma}\left\{1 + \xi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right\}^{-\frac{1}{\xi}-1} \exp\left\{-\left[1 + \xi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}}\right\}, & \xi \neq 0, \\ \frac{1}{\sigma} \exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right) \exp\left\{-\exp\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right\}, & -\infty < x < \infty, \xi = 0 \end{cases} \quad (3)$$

### ANALISIS BAYESIAN

Bayesian adalah salah satu pendekatan dalam analisis statistika yang menggunakan probabilitas eksplisit sebagai ukuran ketidakpastian (Gelman *et al.*, 2021). Untuk mengestimasi parameter menggunakan bayesian, dikenal sebuah istilah bernama *posterior distribution*, merupakan probabilitas yang menjadi *output* dari analisis ini. Berdasarkan teorema bayes, *posterior distribution* untuk mengestimasi parameter distribusi GEV adalah sebagai berikut.

$$\pi(\mu, \phi, \xi|x) \propto l(\mu, \phi, \xi|x) \cdot \pi(\mu, \phi, \xi) \quad (4)$$

Dengan  $\pi(\mu, \phi, \xi|x) = \text{posterior distribution}$ ,  $l(\mu, \phi, \xi|x) = \text{fungsi log-likelihood}$ ,  $\pi(\mu, \phi, \xi) = \text{prior distribution}$ . Pada estimasi distribusi GEV menggunakan bayesian, terdapat penggantian parameter yaitu  $\phi = \ln \sigma$ .

Pada *posterior distribution* merupakan hasil perkalian dari fungsi *log-likelihood* dengan *prior distribution*. Fungsi *likelihood* adalah sebuah fungsi probabilitas gabungan  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  yang dibentuk dari PDF distribusi GEV, atau dapat dituliskan sebagai berikut.

$$L(\mu, \sigma, \xi|x) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \mu, \sigma, \xi) \\ = \left(\frac{1}{\sigma}\right)^n \prod_{i=1}^n \left( \left[1 + \xi\left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-\left(\frac{1}{\xi}+1\right)} \right) \exp\left(-\sum_{i=1}^n \left[1 + \xi\left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}}\right)$$

Untuk mempermudah perhitungan, akan digunakan fungsi *log-likelihood*, yaitu dengan membuat logaritma natural dari persamaan di atas sehingga menjadi persamaan berikut ini.

$$\begin{aligned} l(\mu, \sigma, \xi | x) &= \ln L(\mu, \sigma, \xi | x) \\ l(\mu, \sigma, \xi | x) &= -n \ln \sigma - \left(\frac{1}{\xi} + 1\right) \sum_{i=1}^n \ln \left(1 + \xi \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)\right) - \sum_{i=1}^n \left(1 + \xi \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)\right)^{-\frac{1}{\xi}} \end{aligned} \quad (5)$$

*Prior distribution* merupakan probabilitas yang berisi keyakinan awal tentang parameter sebelum data observasi dianalisis. Penulisan *prior distribution* pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

$$\pi(\mu, \phi, \xi) = \pi_\mu(\mu) \cdot \pi_\phi(\phi) \cdot \pi_\xi(\xi) \quad (6)$$

Dengan  $\pi(\mu, \phi, \xi) = \text{prior distribution}$ ,  $\pi_\mu(\mu) = \text{probability density function parameter } \mu$ ,  $\pi_\phi(\phi) = \text{probability density function parameter } \phi$ , dan  $\pi_\xi(\xi) = \text{probability density function parameter } \xi$ . *Prior distribution* memiliki banyak jenis, salah satunya yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *weakly informative prior*, merupakan jenis prior yang memberikan sedikit informasi yang tidak terlalu mendominasi, sehingga pada saat estimasi berjalan, data akan lebih banyak berpengaruh. Salah satu contohnya adalah *vague prior* yang didasarkan pada Coles & Tawn (2005). Merujuk pada Persamaan 2.4, *vague prior* yang didasarkan pada Coles & Tawn (2005) dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \pi_\mu(\mu) &\sim N(0,10000); \\ \pi_\phi(\phi) &\sim N(0,10000); \\ \pi_\xi(\xi) &\sim N(0,100) \end{aligned}$$

Untuk melakukan estimasi parameter distribusi GEV yang dilakukan oleh bayesian, akan sangat sulit untuk melakukan perhitungan *posterior distribution* secara langsung, oleh karena itu dapat digunakan sebuah teknik simulasi dalam Bayesian, yaitu *Bayesian Markov Chain Monte Carlo*.

#### BAYESIAN MARKOV CHAIN MONTE CARLO

*Bayesian Markov Chain Monte Carlo* merupakan teknik simulasi yang melakukan pengambilan sampel untuk mengestimasi parameter ( $\theta = \mu, \sigma, \xi$ ) dari sebuah distribusi untuk mencapai *posterior*

*distribution*  $\pi(\mu, \sigma, \xi | x)$ . *Markov chain* merupakan rantai yang digunakan pada saat proses simulasi. Pada hasil akhir, rantai inilah yang akan berisi seluruh kemungkinan nilai parameter yang telah diestimasi. Sedangkan Monte Carlo merupakan sebuah metode dalam pengambilan sampel. Salah satu algoritma dalam *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* adalah *Metropolis-Hastings Algorithm*.

*Metropolis-Hastings Algorithm* melakukan simulasi menggunakan sistem penerimaan dan penolakan yang didasarkan pada transisi kernel (Smith, 2005). Salah satu jenis algoritma ini adalah *Random Walk Metropolis-Hastings Algorithm*. *Random walk* merujuk pada proses pengambilan sampel yang dilakukan secara acak pada proses simulasi. Untuk mengestimasi parameter GEV menggunakan *Metropolis-Hastings Algorithm* *random walk* akan dilakukan penentuan *proposal value*  $(\mu^*, \phi^*, \xi^*)$  untuk masing-masing parameter yang dinotasikan dengan

$$\begin{aligned} \mu^* &= \mu + \omega_\mu; \\ \phi^* &= \phi + \omega_\phi; \\ \xi^* &= \xi + \omega_\xi, \end{aligned}$$

dengan penentuan nilai inovasi  $(\omega_\mu, \omega_\phi, \omega_\xi)$  untuk masing-masing parameter didasarkan pada Smith (2005), yaitu

$$\begin{aligned} \omega_\mu &\sim N(0,4); \\ \omega_\phi &\sim N(0,3^{-10}); \\ \omega_\xi &\sim N(0,1^{-10}) \end{aligned}$$

Dengan tingkat penerimaan sebesar 30%. Adapun rumus *acceptance probability* yang akan digunakan adalah sebagai berikut.

$$\alpha((\mu, \phi, \xi)(\mu^*, \phi^*, \xi^*)) = \min \left\{ 1, \frac{\pi(\mu^*, \phi^*, \xi^* | x)}{\pi(\mu, \phi, \xi | x)} \right\} \quad (7)$$

Keterangan:  $\pi(\mu^*, \phi^*, \xi^* | x) = \text{posterior distribution}$  parameter *proposal value*,  $\pi(\mu, \phi, \xi | x) = \text{posterior distribution}$  parameter saat ini. Proses simulasi ini akan dilakukan sebanyak 30.000 iterasi dengan 10.000 iterasi *burn-in*.

## RETURN LEVEL

*Return level* atau tingkat pengembalian diartikan sebagai nilai maksimum yang diprediksi akan terjadi di masa depan. *Return level* erat kaitannya dengan *return period*. *Return period* adalah pengembalian waktu dari *return level* yang diperiksa. Menurut Coles (2001), *return level* didapatkan dari menginverskan Persamaan (2)

$$x_p = \begin{cases} \mu - \frac{\sigma}{\xi} [1 - \{-\ln(1-p)\}^{-\xi}] & , \xi \neq 0 \\ \mu - \sigma \ln\{-\ln(1-p)\} & , \xi = 0 \end{cases} \quad (8)$$

Dengan  $F(x_p) = 1 - p$ ,  $x_p$  adalah *return level*, sedangkan  $p = \frac{1}{k}$  adalah *return period*, dengan  $k$  menunjukkan jumlah blok yang terbentuk.

## KECEPATAN ANGIN

Angin didefinisikan sebagai udara yang melakukan pergerakan karena adanya perbedaan tekanan di permukaan bumi. Perbedaan tekanan ini disebabkan oleh penerimaan radiasi surya yang berbeda, sehingga mengakibatkan perbedaan suhu udara (Habibie, Sasmito & Kurniawan, 2011). Karena perbedaan tekanan udara tersebut, kecepatan angin di setiap permukaan bumi akan berbeda. Kecepatan angin diukur dalam satuan kilometer/jam atau meter/detik.

## METODE

### DATA PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan secara kuantitatif menggunakan data historis untuk melakukan prediksi dengan menganalisis kecepatan angin. Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari website Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Data Online – BMKG, yaitu data kecepatan angin maksimum di Kabupaten Sidoarjo yang didasarkan pada pengamatan yang dilakukan di Stasiun Meteorologi Juanda dari tahun 2014 hingga 2024. Variabel yang digunakan adalah kecepatan angin dengan satuan meter/detik.

### RANCANGAN PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan penelitian, terdapat rancangan penelitian yang harus dilakukan. Langkah pertama adalah melakukan identifikasi dan analisis

statistika deskriptif untuk data kecepatan angin. Selanjutnya, akan digunakan metode *block maxima* untuk menentukan nilai ekstrem dari data kecepatan angin. Setelah nilai ekstrem kecepatan angin telah ditentukan, akan dilakukan estimasi parameter menggunakan *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* dengan *Metropolis-Hastings Algorithm*. Pada proses estimasi tersebut akan melibatkan pengusulan nilai baru, nilai inovasi, dan perhitungan *acceptance probability* seperti yang telah dijelaskan pada kajian pustaka. Hasil estimasi ini akan digunakan untuk mendapatkan *return level*. *Return level* dapat dijadikan sebagai acuan prediksi kecepatan angin ekstrem yang akan terjadi pada periode pengembalian waktu tersebut.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### STATISTIKA DESKRIPTIF

Statistika deskriptif adalah suatu analisis statistik yang digunakan untuk mengetahui informasi yang terkandung di dalam data. Dalam statistika deskriptif terdapat berbagai metode yang dapat memberikan informasi dalam data, diantaranya nilai rata-rata, nilai minimum, nilai maksimum, dan standar deviasi. Di bawah ini diberikan tabel yang memuat statistika deskriptif data kecepatan angin.

Tabel 1. Statistika Deskriptif Data Kecepatan Angin

Rata-rata	Min.	Max.	Median	Std. Dev
13.86	9	21	14	3.370678

Dari tabel statistika deskriptif tersebut dapat diketahui bahwa nilai maksimum kecepatan angin di Kabupaten Sidoarjo adalah 21 m/s, merupakan kecepatan yang cukup tinggi. Kemudian nilai rata-rata dan standar deviasi tersebut mengindikasikan bahwa data kecepatan angin di Kabupaten Sidoarjo relatif rendah dengan nilai variabilitas yang berada tidak jauh dari rata-rata.

### BLOCK MAXIMA

Setelah melakukan perhitungan statistika deskriptif, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai ekstrem data kecepatan angin di Kabupaten Sidoarjo menggunakan metode *block maxima*. Pembagian blok akan didasarkan pada pola musiman yang terjadi di Indonesia. Pola musim

tersebut berisi 6 bulan, yaitu Oktober-November-Desember-Januari-Februari-Maret (ONDJFM) dan April-Mei-Juni-Juli-Agustus-September (AMJJAS). Oleh karena itu, dalam satu tahun akan ada 2 blok, sehingga jika ditambahkan dengan keseluruhan data yang digunakan yaitu dari tahun 2014 hingga 2024, maka akan dihasilkan  $11 \times 2 = 22$  blok. Setelah membagi data menjadi blok-blok dengan panjang yang sama, langkah selanjutnya adalah mendapatkan nilai maksimum dari tiap blok. Berikut ini disajikan data kecepatan angin ekstrem di Kabupaten Sidoarjo pada keseluruhan blok.

Tabel 2. Hasil Block Maxima

Bulan	Blok	Kecepatan Angin
ONDJFM	1	18
AMJJAS	2	14
ONDJFM	3	17
AMJJAS	4	10
ONDJFM	5	12
AMJJAS	6	9
ONDJFM	7	13
AMJJAS	8	21
ONDJFM	9	16
AMJJAS	10	10
ONDJFM	11	15
AMJJAS	12	12
ONDJFM	13	15
AMJJAS	14	15
ONDJFM	15	16
AMJJAS	16	14
ONDJFM	17	20
AMJJAS	18	13
ONDJFM	19	15
AMJJAS	20	9
ONDJFM	21	11
AMJJAS	22	10

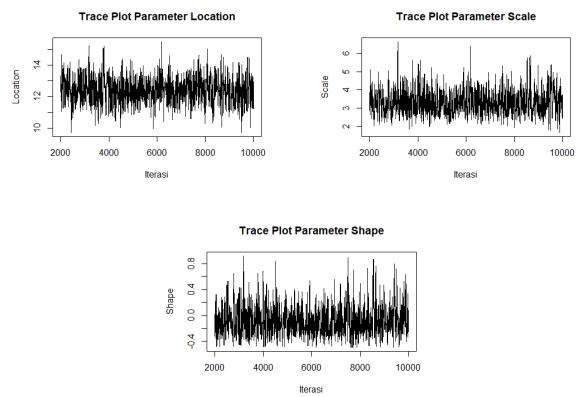
#### ESTIMASI PARAMETER DISTRIBUSI GEV

Setelah didapatkan nilai ekstrem kecepatan angin, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter distribusi GEV. Proses ini akan menggunakan *Metropolis-Hastings Algorithm*. Di bawah ini disajikan nilai *posterior mean* dan *credible interval 95%* (Crl) setiap parameter.

Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter Distribusi GEV oleh *Metropolis-Hastings Algorithm*

Location ( $\mu$ ) (Crl)	Scale ( $\sigma$ ) (Crl)	Shape ( $\xi$ ) (Crl)
12.43711 (10.95645, 13.89788)	3.324107 (2.291868, 4.770391)	-0.087002 (-0.087002, 0.4641094)

Pada tabel disajikan nilai *posterior mean* dan *credible interval 95%* setiap parameter distribusi GEV. Ketiga parameter memiliki *credible interval* yang sempit, hal ini mengindikasikan bahwa proses estimasi yang dilakukan oleh *Metropolis-Hastings Algorithm* telah memberikan hasil estimasi yang cukup akurat. *Credible interval* yang sempit mengindikasikan bahwa terdapat ketidakpastian yang rendah terhadap parameter yang sebenarnya. Kemudian, jika dilihat pada nilai parameter *location* dan *scale*, hal tersebut mengindikasikan bahwa kecepatan angin ekstrem di Kabupaten Sidoarjo memiliki rata-rata 12.43711 m/s dengan tingkat variabilitas rendah yang tidak jauh dari rata-rata kecepatan angin ekstrem. Jika dilihat dari nilai parameter *shape*, menunjukkan bahwa distribusi kecepatan angin ekstrem ini akan mengikuti Distribusi Weibull karena nilai  $\xi < 0$ . Jika dikaitkan dengan kecepatan angin ekstrem, jenis distribusi ini memiliki ekor yang *short tail*, sehingga kejadian kecepatan angin ekstrem tidak akan sering terjadi, karena pada jenis distribusi ini memiliki kecepatan angin ekstrem tersendiri. Selanjutnya akan disajikan *trace plot* untuk ketiga parameter distribusi GEV.

Gambar 1. *Trace Plot* Parameter Distribusi GEV

Trace plot di atas menampilkan hasil estimasi pada iterasi ke-10.001 hingga iterasi ke-30.000. Sumbu  $x$  menunjukkan jumlah iterasi yang terjadi, sedangkan sumbu  $y$  menunjukkan nilai estimasi pada setiap iterasi. Pada trace plot tersebut dapat diketahui bahwa nilai iterasi sepanjang iterasi ke-10.001 hingga iterasi ke-30.000 berada pada rentang tertentu dan tidak menunjukkan adanya tren naik atau turun yang signifikan, oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa proses estimasi yang dilakukan oleh *Metropolis-Hastings Algorithm* telah mencapai konvergensi.

#### RETURN LEVEL

Untuk mendapatkan prediksi kecepatan angin ekstrem pada beberapa periode pengembalian waktu, maka hasil estimasi yang telah diperoleh akan disubstitusikan ke dalam persamaan (8) untuk mendapatkan *return level*. Karena hasil estimasi yang dihasilkan berbentuk distribusi, maka *return level* yang dihasilkan juga berupa distribusi *return level*. Untuk mendapatkan *return level* tunggal, akan dihitung nilai rata-rata distribusi *return level*.

Tabel 4. *Return Level* Kecepatan Angin

Return level		
2025	2026	2027
16.39035	17.78805	18.74473

Tabel di atas menampilkan *return level* kecepatan angin ekstrem yang akan terjadi di Kabupaten Sidoarjo pada tahun 2025, 2026, dan 2027. Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa terjadi peningkatan yang cukup signifikan pada kecepatan angin ekstrem yang akan diperkirakan terjadi pada setiap tahunnya, dengan nilai paling tinggi terjadi pada tahun 2027 yaitu 18.74473 m/s.

#### PENUTUP

#### SIMPULAN

Pada penelitian prediksi kecepatan angin ekstrem menggunakan *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* pada *Metropolis-Hastings Algorithm* ini memberikan hasil *return level* sebesar 16.39035 m/s pada tahun 2025, 17.78805 m/s pada tahun 2026, dan 18.74473 m/s pada tahun 2027. Hasil prediksi ini dapat

digunakan sebagai acuan untuk melakukan pencegahan terhadap bencana angin puting beliung yang kerap kali terjadi di Kabupaten Sidoarjo.

#### SARAN

Pada penelitian selanjutnya dapat melakukan eksplorasi jenis prior yang lebih bervariatif dan menambahkan penggunaan algoritma lainnya dalam *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* sebagai bahan pembanding untuk mendapatkan prediksi yang lebih baik. Selain itu, penggunaan data historis perlu ditambahkan untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih akurat.

#### DAFTAR PUSTAKA

Abdy, M. and Sanusi, W. (2020) 'Karakteristik Kategori Kecepatan Angin di Kota Majene dengan Pendekatan Rantai Markov', *Saintifik*, 6(1), pp. 85–90. Available at: <https://doi.org/10.31605/saintifik.v6i1.305>.

BMKG (2020) *Informasi iklim BMKG*. Available at: <https://iklim.bmkg.go.id/publikasi-klimat/ftp/brosur/Leaflet Hidrometeorologi.pdf>.

BMKG (2024) *Portal Kejadian Cuaca Ekstrem*. Available at: [https://pikacu.bmkg.go.id/grafik-cuaca-ekstrem?\\_token=qMYyz4qFt4UrAOwlaf1UIW4fq7xyh6kEryXVIEGm&typeFilter=dampak](https://pikacu.bmkg.go.id/grafik-cuaca-ekstrem?_token=qMYyz4qFt4UrAOwlaf1UIW4fq7xyh6kEryXVIEGm&typeFilter=dampak).

BNPB (2024) *Informasi Bencana*. Available at: <https://bnpb.go.id/informasi-bencana>.

BPBD (2024) *Kejadian Angin Puting Beliung di Sidoarjo*. Available at: <https://web.bpbd.jatimprov.go.id/?s=sidoarjo>.

Coles, S. (2001) *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. Berlin: Springer-Verlag London Berlin Heidelberg.

Coles, S. and Tawn, J. (2005) 'Bayesian modelling of extreme surges on the UK east coast', *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 363(1831), pp. 1387–1406. Available at: <https://doi.org/10.1098/rsta.2005.1574>.

Dyah, T., Pinuji, P. and Ikhwanudin (2023) 'Mitigasi Bencana Pada Bencana Hidrometeorologi di Indonesia', *Science And Engineering National Seminar 8 (SENS 8)*, 8(1), pp. 144–148. Available at: <https://conference.upgris.ac.id/index.php/se8ns/article/view/4994>.

Ferreira, B.Y.A. and De Haan, L. (2015) 'On the block

maxima method in extreme value theory: PWM estimators', *Annals of Statistics*, 43(1), pp. 276-298. Available at: <https://doi.org/10.1214/14-AOS1280>.

Gelman, A. et al. (2021) *Bayesian Data Analysis Third edition (with errors fixed as of 2 November 2021)*.

Habibie, M.N., Sasmito, A. and Kurniawan, R. (2011) 'Kajian Potensi Energi Angin Di Wilayah Sulawesi Dan Maluku Study Of Wind Energy Potency In Sulawesi And Maluku', *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 12(2), pp. 181-187. Available at: <https://doi.org/10.31172/jmg.v12i2.99?sid=semanticscholar>.

Imam Maulana, M. and Sofro, A. (2019) 'Aplikasi Extreme Value Theory Pada Kasus Kecepatan Angin di Jawa Timur', *Academia.Edu*, 12(3), pp. 1-6. Available at: [http://www.academia.edu/download/34309698/MTQ\\_Aceh\\_Lebah\\_Madu\\_Inspirasi\\_Hidup\\_Beriman\\_dalam\\_Pendekatan\\_Ilmu\\_Pengetahuan.pdf](http://www.academia.edu/download/34309698/MTQ_Aceh_Lebah_Madu_Inspirasi_Hidup_Beriman_dalam_Pendekatan_Ilmu_Pengetahuan.pdf).

Kotz, S. and Nadarajah, S. (2011) *Extreme Value Distributions Theory and Applications, International Encyclopedia of Statistical Science*. London: Imperial College Press.

Kyojo, E.A. et al. (2024) 'Frequentist and Bayesian Approaches in Modeling and Prediction of Extreme Rainfall Series: A Case Study from Southern Highlands Region of Tanzania', *Advances in Meteorology*, 2024. Available at: <https://doi.org/10.1155/2024/8533930>.

Minkah, R. (2016) 'An application of extreme value theory to the management of a hydroelectric dam', *SpringerPlus*, 5(1), pp. 1-12. Available at: <https://doi.org/10.1186/s40064-016-1719-2>.

Nazmi, N. et al. (2020) 'Parameter Estimation of Extreme Rainfall Distribution in Johor using Bayesian Markov Chain Monte Carlo', *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 479(1). Available at: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/479/1/012019>.

Nur Hanifah, U. and Pratiwi, A. (2020) 'GAMBARAN KECEMASAN ANAK DENGAN POST TRAUMATIC STRESS DISORDER SEBAGAI DAMPAK BENCANA ALAM ANGIN PUTING BELIUNG', *Jurnal Ilmu Keperawatan Jiwa*, 3(2).

Omey, E., Mallor, F. and Eulalia Nualart (2009) 'An introduction to statistical modelling of extreme values. Application to calculate extreme wind speeds.', *Hub research paper*, (November), p. 45.

Smith, E. (2005) 'Bayesian Modelling of Extreme Rainfall Data U N I V E R S I T Y OF Bayesian Modelling of Extreme Rainfall Data', (September).

Zwonik, C.P. (2020) 'Northeastern United States using the Method of Block Maxima Assessing Trends in Future Precipitation Extremes in the Northeastern United States using the Method of Block Maxima'.