

## Analisis Data Hujan Untuk Pengelolaan Air Tambang : Analisis Data Curah Hujan Kejadian Kontinu

M. Akbari Danasla<sup>1\*</sup>, Ginting Jalu Kusuma<sup>2</sup>, Edy Jamal Tuheteru<sup>2,3</sup>, Rudy Sayoga Gautama<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Pertambangan, Jurusan Teknologi Produksi dan Industri, Institut Teknologi Sumatera, Jl. Terusan Ryacudu, Way Huwi, Kec. Jati Agung, Kabupaten Lampung Selatan, Lampung 35365

<sup>2</sup> Institut Teknologi Bandung, Jalan Ganesha No. 10, Lebak Siliwangi, Kec. Coblong, Kota Bandung, Jawa Barat 40132

<sup>3</sup> Universitas Trisakti, Jalan Kyai Tapa No. 1 Grogol Kec. Grogol Petamburan, Kota Jakarta Barat, DKI Jakarta 11440

\* Corresponding email: [m.danasla@ta.itera.ac.id](mailto:m.danasla@ta.itera.ac.id)

### Riwayat Artikel

Diterima  
18/07/2021  
Disetujui  
27/10/2021  
Diterbitkan  
31/10/2021

### Abstrak

Pengelolaan air pada tambang terbuka terutama terkait hidrologi di area penambangan menyangkut 3 hal, yaitu (1) kebutuhan sarana penyaliran terbuka pada area penambangan, (2) kebutuhan *pit sump* untuk operasi di *front* penambangan dan (3) kecepatan pengisian *pit lake* pada saat pasca tambang. Dalam penelitian ini hanya difokuskan pada analisis curah hujan kejadian kontinu (*continuous event*) untuk kecepatan pengisian *pit lake* saat pasca tambang. Uji normalitas dan simulasi Monte Carlo dilakukan untuk memprediksi curah hujan yang digunakan dalam analisis kecepatan pengisian air pada *pit lake* saat pasca tambang. Berdasarkan simulasi Monte Carlo yang telah dilakukan diperoleh bahwa curah hujan terendah terjadi pada bulan September tahun 2018 sebesar 78,2 mm, sedangkan curah hujan tertinggi diprediksi akan terjadi pada bulan Desember tahun 2018 sebesar 268,3 mm. Sementara itu total akumulasi curah hujan yang terjadi selama periode 2015-2018 diprediksi mencapai 8093,8 mm.

**Kata Kunci:** curah hujan, Monte Carlo, perencanaan tambang, tambang terbuka, uji normalitas

### Abstract

Water management in open pit mines, especially regarding hydrology in the mining area, involves 3 things, namely (1) the need for open drainage facilities in the mining area, (2) the need for pit sumps for operations on the mining front and (3) the speed of filling the pit lake at the time of post-mining. In this study only focused on the analysis of continuous event rainfall for the speed of filling water in the pit lake during post-mining. Normality tests and Monte Carlo simulations were carried out to predict rainfall which were used in the analysis of water filling velocity in the pit lake during post-mining. Based on the Monte Carlo simulation that has been carried out, it was found that the lowest rainfall occurred in September 2018 of 78.2 mm, while the highest rainfall was predicted to occur in December 2018 of 268.3 mm. Meanwhile, the total accumulated rainfall during the 2015-2018 period is predicted to reach 8093.8 mm.

**Keywords:** rainfall, Monte Carlo, mine planning, open pit mines, normality tests

### 1. Pendahuluan

Pengelolaan kuantitas air dalam jumlah besar telah menjadi isu publik dan mempengaruhi izin penambangan untuk beroperasi serta profitabilitas tambang. Masalah dengan kuantitas air yang berlebihan di area penambangan terutama muncul karena analisis air di lokasi tambang belum dianalisis secara memadai pada saat tahap perencanaan tambang [1]. Ada beberapa hal yang menjadi sangat penting terkait dengan pengelolaan

air pada tambang terbuka terutama menyangkut hidrologi di area penambangan, yaitu :

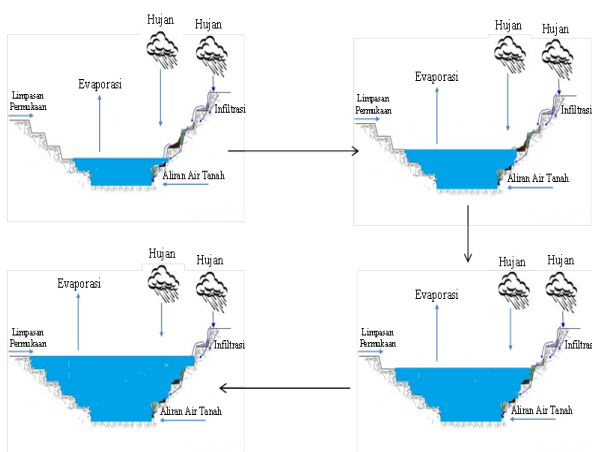
1. Kebutuhan sarana penyaliran terbuka pada area penambangan
2. Kebutuhan *pit sump* untuk operasi di front penambangan
3. Kecepatan pengisian *pit lake* pada saat pasca tambang

Analisis hidrologi untuk kebutuhan sarana penyaliran terbuka pada area penambangan dan *pit*

sump untuk operasi di *front* penambangan dilakukan dengan analisis curah hujan kejadian ekstrim (*extreme event*), sedangkan untuk kecepatan pengisian *pit lake* pada saat pasca tambang dilakukan dengan analisis curah hujan kejadian kontinu (*continuous event*).

Dengan melakukan pengelolaan air yang baik maka dapat meminimalkan masalah terkait kuantitas air pada tambang terbuka. Menurut Krogerus dan Pasanen [1] diperlukan pendekatan yang lebih konsisten untuk membantu perusahaan pertambangan mengidentifikasi risiko dan peluang yang terkait dengan pengelolaan air di wilayah penambangan. Oleh sebab itu perlu dilakukan analisis hidrologi pada area penambangan yang spesifik untuk memenuhi kebutuhan pengelolaan air tersebut.

Pengelolaan air tambang pada area penambangan dipengaruhi beberapa faktor salah satunya adalah hujan. Hujan merupakan parameter yang sangat penting dalam analisis hidrologi terkait pengelolaan air tambang. Selain mempengaruhi secara langsung melalui hujan yang jatuh pada area penambangan, hujan juga mempengaruhi besarnya debit dan volume air yang mengalir ke area penambangan melalui limpasan. Oleh sebab itu hujan merupakan parameter yang dominan dan fundamental. Berdasarkan hal tersebut maka analisis data hujan menjadi suatu hal yang penting. Dalam penelitian ini hanya difokuskan pada analisis hujan kejadian kontinu (*continuous event*) terkait kecepatan pengisian *pit lake* saat pasca tambang. Kecepatan pengisian ini bergantung pada volume air yang masuk ke *pit lake*. Kuantitas air tersebut dipengaruhi beberapa faktor seperti yang ditampilkan pada Gambar 1 dan yang paling dominan yakni curah hujan.



Gambar 1. Simulasi pengisian pada *pit* (Dimodifikasi dari Castendyk [2]).

Hasil dari penelitian ini secara keseluruhan diharapkan dapat digunakan oleh perusahaan-perusahaan tambang sebagai pedoman atau acuan

untuk pengelolaan air dalam hal analisis curah hujan yang dapat mempengaruhi besarnya debit aliran air dan volume air di area penambangan. Sehingga dapat mengoptimalkan biaya yang digunakan dan waktu dalam pembangunan proyek saluran penyaliran. Selain itu hasil dari penelitian ini juga dapat digunakan sebagai pedoman atau acuan untuk pengelolaan air dalam hal memprediksi kecepatan pengisian *pit lake* pada saat pasca tambang.

## 2. Metode

### 2.1. Uji Kecocokan/Uji Normalitas (*The Goodness of Fittest Test*)

Menurut Suripin [3] uji kecocokan dilakukan untuk menguji kecocokan distribusi dari frekuensi beberapa sampel data yang digunakan terhadap fungsi distribusi peluang yang diprediksi bisa menggambarkan distribusi dari frekuensi sampel data tersebut. Metode pengujian yang umumnya digunakan yaitu uji Chi-kuadrat dan uji Kolmogorov-Smirnov.

Uji Chi-kuadrat bertujuan untuk mengetahui dari persamaan distribusi peluang yang telah ditentukan pada penelitian ini apakah dapat mewakili distribusi statistik sampel data yang akan dianalisis. Menurut Danapriatna dan Setiawan [4] pada dasarnya uji Chi-kuadrat adalah suatu pengujian yang digunakan untuk melakukan pengecekan terhadap penyimpangan rata-rata dari suatu data yang dianalisis berdasarkan distribusi terpilih. Uji Chi-kuadrat digunakan pada data dengan variabel yang tidak dipengaruhi oleh variabel lain serta asumsi bahwa sampel dipilih secara acak [5]. Uji Chi-kuadrat (*Chi-square*) disimbolkan dengan  $\chi^2$ . Parameter  $\chi^2$  merupakan variabel acak yang dapat dicari dengan menggunakan rumus [3] :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^G \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \tag{1}$$

dimana :

- $\chi^2$  = Parameter Chi-kuadrat terhitung
- G = Jumlah sub kelompok
- $O_i$  = Jumlah nilai pengamatan pada sub kelompok i
- $E_i$  = Jumlah nilai teoritis pada sub kelompok i

Sementara itu uji Kolmogorov-Smirnov digunakan untuk menguji sampai dimana sebaran data yang digunakan berdasarkan hipotesis. Pengujian ini berdasarkan  $H_0$  atau data mengikuti distribusi yang telah ditetapkan dan  $H_1$  atau data tidak mengikuti distribusi yang telah ditetapkan [4]. Uji Kolmogorov-Smirnov pada umumnya disebut juga dengan uji kecocokan non parametrik (*non*

*parametric test*). Hal ini dikarenakan pengujian yang dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov tidak menggunakan fungsi distribusi tertentu. Uji Kolmogorov-Smirnov dilakukan dengan membandingkan nilai  $D_{maks-kritis}$  terhadap  $D_{hitung}$ . Nilai  $D_{hitung}$  dapat diperoleh menggunakan rumus berikut ini :

$$D_{hitung} = |f_t - f_s| \quad (2)$$

dimana :

$$\begin{aligned} f_t &= \text{Probabilitas kumulatif normal} \\ f_s &= \text{Probabilitas kumulatif empiris} \end{aligned}$$

Sementara itu nilai  $D_{maks-kritis}$  dapat diperoleh berdasarkan tabel nilai kritis uji Kolmogorov-Smirnov. Adapun hipotesis yang digunakan dalam uji Kolmogorov Smirnov yaitu  $H_0$  atau data populasi berdistribusi normal dan  $H_1$  atau data populasi berdistribusi tidak normal. Pada saat membandingkan nilai  $D_{hitung}$  terhadap  $D_{maks-kritis}$ , apabila nilai  $D_{hitung} < D_{maks-kritis}$  maka  $H_0$  diterima ( $H_1$  ditolak) atau data populasi berdistribusi normal. Namun apabila nilai  $D_{hitung} > D_{maks-kritis}$  maka  $H_0$  ditolak ( $H_1$  diterima) atau data populasi tidak berdistribusi seperti yang diharapkan.

Salah satu penyebab data-data yang digunakan tidak berdistribusi normal adalah dikarenakan adanya *outlier*. *Outlier* atau pencilan merupakan hasil pengamatan dengan kombinasi unik dari karakteristik yang dapat diidentifikasi sebagai data yang sangat berbeda dibandingkan dengan hasil pengamatan lainnya. Karakteristik unik tersebut berupa nilai tinggi atau rendah yang tidak biasa pada suatu variabel atau kombinasi unik nilai pada beberapa variabel yang membuat pengamatan tersebut menonjol dibandingkan yang lain [6]. Menurut Kartin dan Jumarang [7] dengan adanya data yang menyimpang cukup jauh dari tren kelompoknya (*outlier*) maka akan mempengaruhi dalam proses analisis data seperti identifikasi model. Sementara itu, menurut Salman [8] *Outlier* harus ditinjau terhadap posisi dan sebaran data yang lainnya sehingga dapat dievaluasi apakah *outlier* tersebut harus dihilangkan atau dipertahankan.

Menurut Ferdinand [9] data hasil pengamatan yang memiliki nilai  $z\text{-score} \leq -3,00$  atau  $z\text{-score} \geq 3,00$  akan dikategorikan sebagai *outlier*. Penelitian terdahulu menggunakan *outlier* dengan menggunakan nilai ambang batas  $z\text{-score} \leq -3,00$  atau  $z\text{-score} \geq 3,00$  juga telah dilakukan oleh Bowo [10] serta Anik [11] yang menggunakan 100 data sampel hasil observasi dalam penelitiannya. Oleh karena itu pada penelitian ini untuk mendeteksi keberadaan data yang tergolong *outlier* digunakan nilai ambang batas  $z\text{-score} \leq -3,00$  atau  $z\text{-score} \geq 3,00$ .

## 2.2. Simulasi Monte Carlo

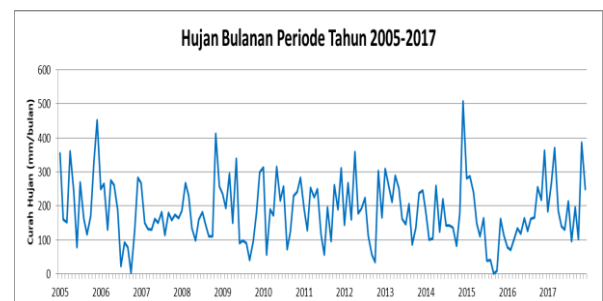
Simulasi Monte Carlo merupakan bentuk simulasi untuk mencari solusi dari suatu masalah berdasarkan randomisasi (acak) serta menghitung probabilitas dengan tujuan menentukan nilai yang terbaik merujuk pada distribusi data yang digunakan [12]. Proses acak pada metode ini menggunakan distribusi probabilitas dari variabel data yang digunakan dalam penelitian kemudian dikumpulkan baik berdasarkan data masa lalu maupun distribusi probabilitas teoritis [13]. Metode Monte Carlo menggunakan algoritma komputasi dengan tujuan untuk mensimulasikan sistem fisik, matematika dan statistik [12].

Menurut Glasserman [14], salah satu kelebihan Monte Carlo dibandingkan dengan metode simulasi prediksi lainnya yaitu semakin banyak simulasi yang dilakukan maka hasil prediksi semakin konvergen. Selain itu, menurut Avlijaš [15] salah satu keuntungan utama pendekatan menggunakan simulasi Monte Carlo adalah adanya penggunaan *optimistic value*, *most likely value* dan *pessimistic value* pada setiap *input* probabilistik dan distribusi standar. Menurut Abisetyo [16], *optimistic value* dan *pessimistic value* adalah nilai yang diasumsikan berpeluang terjadi sekali pada setiap seratus kejadian yang hampir sama sedangkan *most likely value* adalah nilai yang diprediksikan paling sering terjadi.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Pemilihan Data

Data yang digunakan pada analisis curah hujan kejadian kontinu (*continuous event*) untuk pengelolaan air terkait pengisian *pit lake* pada saat pasca tambang berupa data hujan bulanan setiap tahunnya yang diperoleh dari pengukuran langsung di lapangan menggunakan *Automatic Wether System (AWS)*. Terdapat 156 data hujan bulanan yang digunakan dalam analisis ini selama periode 2005-2017. Adapun grafik hujan bulanan yang digunakan ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Hujan bulanan periode tahun 2005-2017

### 3.2. Uji Normalitas

#### 3.2.1. Chi-Kuadrat (Chi-Square)

Informasi mengenai statistik data hujan bulanan periode tahun 2005-2017 serta hasil perhitungan Chi-kuadrat dari data hujan bulanan ditampilkan pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Statistik data hujan bulanan tahun 2005-2017.

Bulan	Hujan Maks. (mm)	Hujan Min. (mm)	Rata-rata ( $\mu$ )	Std. Dev. ( $\sigma$ )	Taraf signifikansi ( $\alpha$ )
Januari	355,2	78,5	229,1	74,2	5%
Februari	288,0	57,0	190,0	80,3	5%
Maret	370,0	100,5	197,7	76,3	5%
April	360,5	129,6	217,0	80,8	5%
Mei	339,0	99,0	199,2	78,1	5%
Juni	220,0	78,8	156,4	41,8	5%
Juli	269,5	23,0	150,8	77,2	5%
Agustus	205,5	40,0	125,1	46,5	5%
September	195,5	0,0	106,4	53,8	5%
Oktober	261,5	3,0	126,9	83,0	5%
November	411,8	126,5	241,4	86,2	5%
Desember	508,5	114,5	284,3	106	5%

Tabel 2. Perhitungan Chi-kuadrat dan jenis distribusi data hujan bulanan.

Bulan	Kelas	Df	A	$\chi^2_{hitung}$	$\chi^2_{tabel}$	Jenis Dist.
Januari	5	4	5%	12,06	9,487	Tidak Normal
Februari	5	4	5%	16,54	9,487	Tidak Normal
Maret	5	4	5%	5,16	9,487	Normal
April	5	4	5%	8,30	9,487	Normal
Mei	5	4	5%	7,49	9,487	Normal
Juni	5	4	5%	48,81	9,487	Tidak Normal
Juli	5	4	5%	6,70	9,487	Normal
Agustus	5	4	5%	14,64	9,487	Tidak Normal
September	5	4	5%	49,02	9,487	Tidak Normal
Oktober	5	4	5%	5,23	9,487	Normal
November	5	4	5%	8,49	9,487	Normal
Desember	5	4	5%	1,80	9,487	Normal

Pada metode Chi-kuadrat untuk memenuhi syarat bahwa data yang di uji normalitas tersebut berdistribusi normal adalah  $\chi^2_{hitung}$  harus lebih kecil daripada  $\chi^2_{kritis}$  ( $\chi^2_{hitung} < \chi^2_{kritis}$ ).  $\chi^2_{kritis}$  diperoleh dari tabel Chi-kuadrat yang bergantung pada derajat kebebasan (*df*) dan taraf signifikansi ( $\alpha$ ) yang digunakan. Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 2 diperoleh bahwa hanya terdapat tujuh data curah hujan bulanan yang berdistribusi normal, yaitu pada bulan Maret, April, Mei, Juli, Oktober, November dan Desember. Hal ini dikarenakan  $\chi^2_{hitung} < \chi^2_{kritis}$  maka dapat diterima bahwa data curah hujan tersebut berdistribusi normal dengan  $\alpha = 0,05$  dan  $df = 4$ . Sedangkan terdapat lima data curah hujan bulanan yang tidak berdistribusi normal, yaitu

pada bulan Januari, Februari, Juni, Agustus dan September. Hal ini dikarenakan  $\chi^2_{hitung} > \chi^2_{kritis}$  maka pernyataan bahwa data curah hujan tersebut berdistribusi normal dengan  $\alpha = 0,05$  dan  $df = 4$  ditolak. Oleh sebab itu selanjutnya dilakukan beberapa cara untuk mengatasi data-data curah hujan yang tidak berdistribusi normal tersebut antara lain dengan membuang data-data ekstrim (*outlier*) dan uji normalitas menggunakan metode Chi-kuadrat setelah dilakukan transformasi data dengan cara Ln, Log serta SQRT.

Cara pertama yang dilakukan dalam mengatasi data curah hujan yang tidak berdistribusi normal pada penelitian ini yaitu membuang data-data yang ekstrim dengan melakukan pengujian pencilan (*outlier*). Pada penelitian ini pengujian untuk menentukan data *outlier* dilakukan dengan menggunakan nilai ambang batas z-score  $\leq -3,00$  atau z-score  $\geq 3,00$ . Berdasarkan hasil pengujian *outlier* yang telah dilakukan pada data curah hujan bulanan tidak ada data hasil pengamatan selama periode tahun 2005-2017 yang tergolong *outlier*. Oleh sebab itu tidak ada data curah hujan bulanan periode tahun 2005-2017 yang dihilangkan. Sehingga beberapa data curah hujan bulanan tetap tidak berdistribusi normal seperti sebelum dilakukan pengujian *outlier*.

Cara selanjutnya yang dilakukan untuk mengatasi data curah hujan yang tidak berdistribusi normal adalah melakukan uji normalitas menggunakan metode Chi-kuadrat setelah dilakukan transformasi data dengan cara Ln, Log dan SQRT. Hal ini dilakukan karena berdasarkan hasil pengujian *outlier* sebelumnya menunjukkan bahwa tidak terdapat data curah hujan yang tergolong *outlier* sehingga beberapa data curah hujan tetap tidak berdistribusi normal. Hasil transformasi data menggunakan ketiga metode tersebut ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Jenis distribusi berdasarkan hasil transformasi data.

Bulan	Jenis Distribusi		
	Cara Ln	Cara Log	Cara SQRT
Januari	Tidak Normal	Tidak Normal	Normal
Februari	Normal	Normal	Normal
Maret	Normal	Tidak Normal	Normal
April	Normal	Normal	Normal
Mei	Normal	Normal	Normal
Juni	Tidak Normal	Normal	Normal
Juli	Normal	Normal	Normal
Agustus	Tidak Normal	Normal	Normal
September	Normal	Normal	Normal

Oktober	Normal	Normal	Normal
November	Normal	Tidak Normal	Normal
Desember	Normal	Tidak Normal	Normal

3.2.2. Kolmogorov Smirnov

Pada penelitian ini juga dilakukan pengujian normalitas untuk data hujan bulanan yang digunakan dengan metode Kolmogorov-Smirnov. Hal ini dilakukan untuk memperkuat jenis distribusi data hujan yang digunakan pada penelitian ini apakah berdistribusi normal atau tidak berdistribusi normal. Hasil perhitungan uji Kolmogorov-Smirnov dari data curah hujan ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perhitungan Kolmogorov Smirnov dan jenis distribusi data curah hujan.

Bulan	$D_n$	$D_{maks-kritis}$	N	A	Jenis distribusi
Januari	0,146	0,367	13	5%	Normal
Februari	0,171	0,367	13	5%	Normal
Maret	0,142	0,367	13	5%	Normal
April	0,187	0,367	13	5%	Normal
Mei	0,148	0,367	13	5%	Normal
Juni	0,118	0,367	13	5%	Normal
Juli	0,108	0,367	13	5%	Normal
Agustus	0,134	0,367	13	5%	Normal
September	0,071	0,367	13	5%	Normal
Oktober	0,116	0,367	13	5%	Normal
November	0,194	0,367	13	5%	Normal
Desember	0,143	0,367	13	5%	Normal

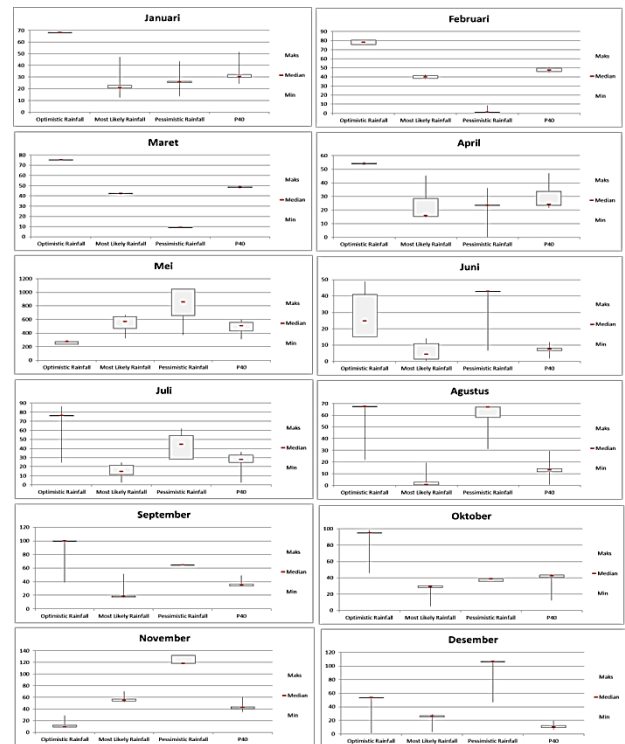
3.3. Simulasi Monte Carlo

Pada analisis pengelolaan air terkait kecepatan pengisian *pit lake* pada saat pasca tambang dilakukan pendekatan dengan menggunakan simulasi Monte Carlo. Simulasi Monte Carlo dalam penelitian ini mulai dilakukan pada tahun 2015. Hal ini dikarenakan penambangan terbuka PT. X berhenti beroperasi pada tahun 2015, sehingga diperkirakan pada saat itu pembentukan *pit lake* dimulai. Simulasi ini akan menghasilkan tiga kemungkinan curah hujan yang akan terjadi, yaitu *optimistic rainfall*, *most likely rainfall* dan *pessimistic rainfall* serta ditambahkan nilai curah hujan persentil ke-40 (P40) yang juga merupakan hasil dari simulasi Monte Carlo. Penambahan nilai P40 dimaksudkan untuk melihat apakah nilai ini lebih baik dibandingkan ketiga nilai hasil simulasi Monte Carlo (*optimistic rainfall*, *most likely rainfall* dan *pessimistic rainfall*) pada saat dilakukan validasi terhadap nilai curah hujan hasil pengamatan di wilayah penelitian.

Pada penelitian ini simulasi Monte Carlo dilakukan sebanyak dua kali yang terbagi menjadi *case 1* dan *case 2*. *Case 1* yaitu simulasi Monte Carlo yang dilakukan untuk memprediksi curah hujan tahun 2015-2017 menggunakan data hujan bulanan periode tahun 2005 hingga tahun sebelum

simulasi dilakukan. *Case 2* yaitu simulasi Monte Carlo yang dilakukan untuk memprediksi curah hujan tahun 2018 menggunakan data hujan bulanan periode tahun 2005-2017.

Tahap awal sebelum dilakukan simulasi Monte Carlo *case 1* dan *case 2* dalam penelitian ini terlebih dahulu dilakukan simulasi untuk curah hujan tahun 2018 dengan menggunakan iterasi yang telah ditentukan, yaitu sebanyak 1000 kali iterasi. Selain itu bagian ini simulasi Monte Carlo dilakukan secara bertahap dengan menggunakan data hujan mulai dua tahun hingga 13 tahun terakhir di wilayah penelitian. Simulasi awal ini bertujuan untuk melihat apakah dengan penambahan data yang digunakan dalam simulasi Monte Carlo menunjukkan kecenderungan tertentu serta untuk menentukan hasil keluaran simulasi Monte Carlo berupa curah hujan bulanan atau tahunan yang akan digunakan dalam analisis hasil simulasi pada *case 1* dan *case 2*. Kesimpulan tersebut diambil berdasarkan validasi hasil simulasi terhadap data pengamatan langsung di wilayah penelitian dengan menggunakan *Absolute Percentage Error (APE)*. Sebaran APE hasil perhitungan ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Absolute Percentage Error (APE) hujan bulanan

3.3.1. Simulasi Monte Carlo Case 1 : Prediksi Curah Hujan Tahun 2014-2017

Simulasi Monte Carlo pada *case 1* dilakukan untuk memprediksi curah hujan tahun 2015-2017 dengan menggunakan data hujan bulanan periode tahun 2005 hingga tahun sebelum simulasi

dilakukan. Berdasarkan simulasi yang dilakukan tersebut maka akan diperoleh prediksi curah hujan setiap bulan yang selanjutnya akan digunakan basis curah hujan tahunannya untuk analisis. Kemudian curah hujan tahunan hasil simulasi periode tahun 2015-2017 tersebut divalidasi dengan data hujan tahunan yang diperoleh dari pengukuran langsung di wilayah penelitian untuk kemudian ditentukan berdasarkan keempat hasil simulasi (*pessimistic rainfall*, *most likely rainfall*, *pessimistic rainfall* dan persentil ke-40/P40) manakah yang lebih mendekati kondisi sebenarnya dan akan digunakan sebagai acuan pada case 2. Hasil, selisih dan akumulasi dari simulasi Monte Carlo case 1 ini ditampilkan pada Tabel 5, Tabel 6 dan Tabel 7.

Tabel 5. Curah hujan tahunan hasil simulasi Monte Carlo case 1

Tahun	Optimistic Rainfall	Most Likely Rainfall	Pessimistic Rainfall	P40	Observasi
2015	1043,9	2352,28	3673,90	2086,8	1593,5
2016	920,9	2310,96	3693,90	2043,3	1955,5
2017	850,40	2275,68	3693,90	1993,8	2521,5

Tabel 6. Selisih curah hujan tahunan hasil simulasi Monte Carlo case 1 terhadap curah hujan tahunan pengamatan

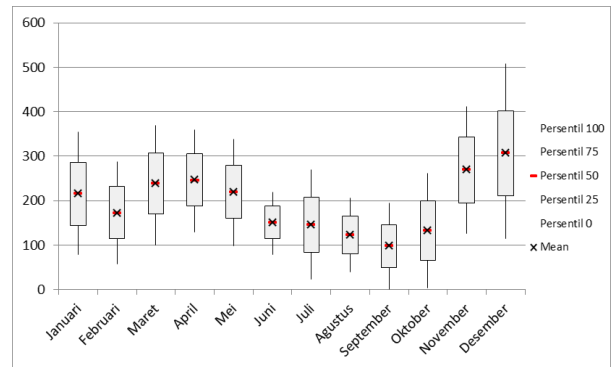
Tahun	Selisih			
	Obs.-Opt. Rainfall	Obs.-Most Likely Rainfall	Obs.-Pess. Rainfall	Obs.-P40
2015	549,60	-758,78	-2080,40	-
2016	1034,60	-355,46	-1738,40	493,33
2017	1671,10	245,82	-1172,40	527,71

Tabel 7. Akumulasi curah hujan tahunan hasil simulasi Monte Carlo case 1

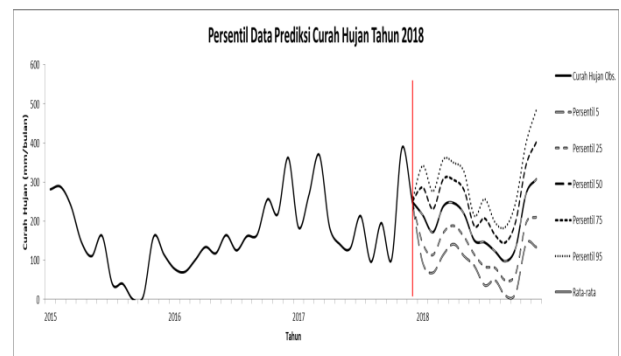
Tahun	Opt. Rainfall	Most Likely Rainfall	Pess. Rainfall	P40	Obs.
2015	1043,90	2352,28	3673,90	2086,83	1593,5
2016	1964,80	4663,24	7367,80	4130,11	354,9
2017	2815,20	6938,92	11061,7	6123,9	592,6
Selisih dengan Obs.	3110,80	1012,92	5135,70	197,90	

### 3.3.2. Simulasi Monte Carlo Case 2 : Prediksi Curah Hujan Tahun 2018

Simulasi Monte Carlo pada case 2 dilakukan untuk memprediksi curah hujan tahun 2018 dengan menggunakan data hujan bulanan periode tahun 2005-2017. Distribusi dan grafik data hujan hasil simulasi Monte Carlo untuk tahun 2018 ditampilkan pada Gambar 4 dan Gambar 5.



Gambar 4. Distribusi data prediksi curah hujan tahun 2018 menggunakan simulasi Monte Carlo case 2



Gambar 5. Persentil data prediksi curah hujan tahun 2018 menggunakan simulasi Monte Carlo case 2

Gambar 4 menunjukkan bagaimana distribusi data hasil prediksi curah hujan tahun 2018 pada berbagai persentil menggunakan simulasi Monte Carlo, sedangkan Gambar 5 menunjukkan grafik prediksi dan fluktuasi curah hujan pada tahun 2018 untuk berbagai persentil. Persentil ke-95 merupakan batas atas nilai curah hujan bulanan berdasarkan simulasi Monte Carlo, sedangkan persentil ke-5 merupakan batas bawah nilai curah hujan bulanan. Berdasarkan hasil simulasi prediksi curah hujan menggunakan Monte Carlo ini, selanjutnya diperoleh prediksi nilai curah hujan yang akan terjadi pada tahun 2018 seperti yang ditampilkan pada Tabel 8.

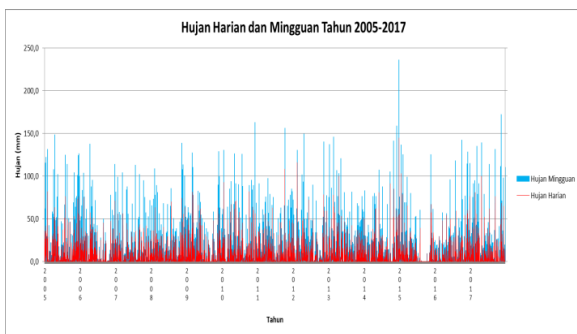
Tabel 8. Prediksi curah hujan tahun 2018 berdasarkan simulasi Monte Carlo case 2

Bulan	Opt. Rainfall I (mm)	Most Likely Rainfall I (mm)	Pessimistic Rainfall (mm)	P40 (mm)
Januari	78,50	215,93	355,20	187,53
Februari	57,00	172,05	288,00	149,10
Maret	100,50	238,20	370,00	211,68
April	129,60	246,59	360,50	224,20
Mei	99,00	218,97	339,00	193,50
Juni	78,80	150,90	220,00	136,73
Juli	23,00	145,84	269,50	121,93
Agustus	40,00	122,87	205,50	106,86
September	0,00	97,68	195,50	78,20
Oktober	3,00	132,41	261,50	105,13
November	126,50	270,19	411,80	240,11
Desember	114,50	307,64	508,50	268,35

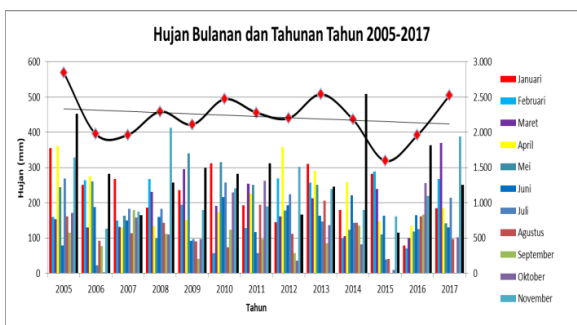
3.4. Pembahasan

3.4.1. Statistik Dasar Data

Grafik fluktuasi hujan harian dan mingguan selama 13 tahun terakhir ditampilkan pada Gambar 6, sedangkan grafik fluktuasi hujan bulanan dan tahunan selama 13 tahun terakhir serta grafik hujan berdasarkan bulan kejadian pada wilayah penelitian ditampilkan pada Gambar 7 dan Gambar 8.

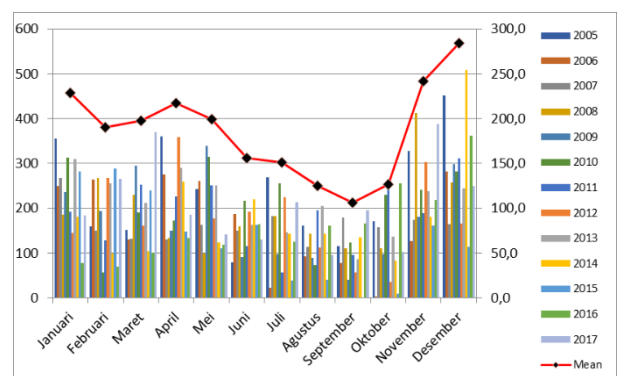


Gambar 6. Hujan harian dan mingguan tahun 2005-2017



Gambar 7. Hujan bulanan dan tahunan tahun 2005-2017

Berdasarkan Gambar 6 dan Gambar 7 diketahui bahwa pada periode tahun 2005-2017 terjadi fluktuasi hujan harian, mingguan, bulanan dan tahunan. Untuk hujan harian data tertinggi adalah 145 mm dan terendah adalah 0,2 mm dengan rata-rata 6,1 mm. Sementara itu untuk hujan mingguan data tertinggi adalah 236 mm dan terendah adalah 0,5 mm dengan rata-rata 42,8 mm. Sedangkan untuk hujan bulanan data tertinggi adalah 508,5 mm dan terendah adalah 3 mm dengan rata-rata 186,6 mm. Untuk hujan tahunan data tertinggi terjadi pada tahun 2005 mencapai 2846,9 mm dan hujan tahunan terendah terjadi pada tahun 2015 yaitu sebesar 1593,5 mm dengan rata-rata sebesar 2224,3 mm. Hujan selama periode 13 tahun tersebut mengalami tren penurunan mencapai 21,87%.



Gambar 8. Hujan berdasarkan bulan kejadian pada periode tahun 2005-2017

Kemudian berdasarkan Gambar 8 diketahui bahwa curah hujan tinggi cenderung terjadi pada bulan Desember dengan rata-rata 284,3 mm, sedangkan curah hujan rendah cenderung terjadi pada bulan September dengan rata-rata 106,4 mm. Hal tersebut dapat dilihat dari grafik rata-rata hujan yang terjadi pada bulan-bulan tersebut. Akan tetapi tidak selalu hujan tertinggi maupun terendah di setiap tahun terjadi pada bulan-bulan tersebut. Terjadi fluktuasi hujan pada bulan yang sama untuk setiap tahunnya. Hal ini dikarenakan hujan merupakan suatu hal yang terjadi secara acak (*random*) dan tidak memiliki pola yang pasti.

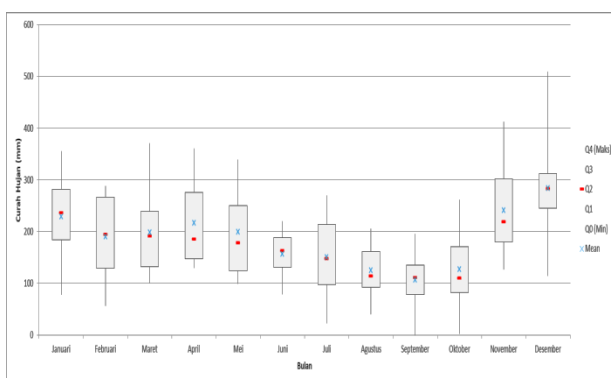
3.4.2. Analisis untuk Kecepatan Pengisian Pit Lake

Berdasarkan hasil uji normalitas menggunakan uji Chi-kuadrat yang ditampilkan pada Tabel 2 diperoleh bahwa hanya terdapat tujuh data hujan bulanan yang berdistribusi normal, yaitu pada bulan Maret, April, Mei, Juli, Oktober, November dan Desember. Hal ini dikarenakan pada bulan-bulan tersebut  $\chi^2_{hitung} < \chi^2_{kritis}$  maka dapat diterima bahwa data hujan bulanan tersebut berdistribusi normal dengan  $\alpha = 0,05$  dan  $df = 4$ . Sedangkan terdapat lima data hujan bulanan yang tidak berdistribusi normal, yaitu pada bulan Januari, Februari, Juni, Agustus dan September. Hal ini dikarenakan pada

bulan-bulan tersebut  $\chi_{hitung} > \chi_{kritis}$  maka pernyataan bahwa data hujan tersebut berdistribusi normal dengan  $\alpha = 0,05$  dan  $df = 4$  ditolak. Oleh karena itu selanjutnya dilakukan beberapa cara dalam mengatasi data-data hujan yang tidak berdistribusi normal tersebut antara lain dengan membuang data-data ekstrim (*outlier*) dan uji normalitas menggunakan metode Chi-kuadrat setelah dilakukan transformasi data dengan cara Ln, Log serta SQRT. Berdasarkan pengujian *outlier* terhadap data yang digunakan diperoleh bahwa tidak terdapat data yang tergolong *outlier*. Sehingga dengan cara ini masih terdapat data yang tidak berdistribusi normal.

Berdasarkan Tabel 3 diketahui bahwa pada uji Chi-kuadrat setelah dilakukan transformasi data menggunakan cara Ln dan Log tetap menghasilkan beberapa data hujan bulanan yang tidak berdistribusi normal. Sedangkan uji Chi-kuadrat pada data yang telah ditransformasi menggunakan cara SQRT menghasilkan seluruh data hujan bulanan yang berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan uji normalitas menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Berdasarkan hasil uji Kolmogorov-Smirnov yang ditampilkan pada Tabel 4 diperoleh bahwa data hujan bulanan seluruhnya berdistribusi normal. Hal ini dikarenakan pada seluruh bulan tersebut  $D_n < D_{maks-ritis}$  maka  $H_0$  dapat diterima bahwa data hujan bulanan tersebut yang digunakan dalam analisis terkait kecepatan pengisian *pit lake* pada saat pasca tambang seluruhnya berdistribusi normal. Sehingga berdasarkan uji normalitas dengan menggunakan kedua metode tersebut (uji Chi-kuadrat dan uji Kolmogorov-Smirnov) dapat disimpulkan bahwa data hujan bulanan yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu data hujan bulanan periode tahun 2005-2017, berdistribusi normal. Distribusi data hujan bulanan tersebut ditampilkan pada Gambar 9.



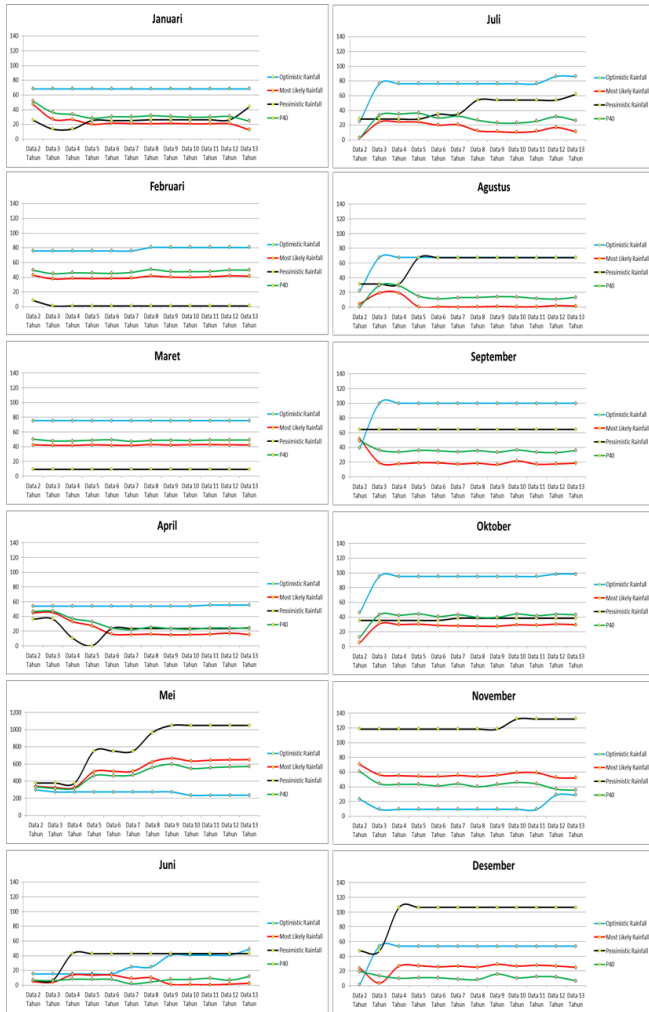
Gambar 9. Distribusi data hujan bulanan tahun 2005-2017

Berdasarkan hasil perhitungan *Absolute Percentage Error* (APE) yang ditampilkan pada

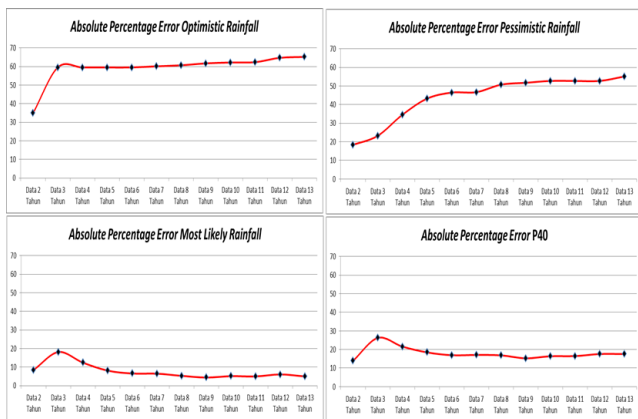
Gambar 10 diketahui bahwa terjadi fluktuasi nilai APE pada setiap bulannya. Sebagai contoh pada bulan Juli dan Juni hasil *most likely rainfall* memiliki nilai APE yang cenderung rendah (hasil simulasi mendekati nilai curah hujan observasi) akan tetapi mengalami fluktuasi seiring dengan penambahan data yang digunakan dalam simulasi Monte Carlo. Begitupun halnya pada bulan November hasil *optimistic rainfall* yang memiliki nilai APE yang rendah akan tetapi juga mengalami fluktuasi seiring dengan bertambahnya data yang digunakan. Sehingga tidak dapat disimpulkan kecenderungan (APE mengalami penurunan atau peningkatan) dari keempat keluaran hasil simulasi Monte Carlo (*optimistic rainfall, most likely rainfall, pessimistic rainfall* dan P40) tersebut seiring dengan penambahan data yang digunakan dalam simulasi. Akan tetapi berdasarkan Gambar 10 dapat dilihat bahwa sebagian besar nilai APE akan stabil setelah menggunakan data empat tahun. Sehingga berdasarkan analisis tersebut diperoleh bahwa data minimal yang harus digunakan dalam simulasi Monte Carlo adalah 4 (empat) tahun.

Sementara itu berdasarkan Gambar 11 diketahui bahwa dengan perhitungan APE menggunakan curah hujan tahunan hasil simulasi Monte Carlo dapat ditentukan pola kecenderungan dari keempat keluaran simulasi Monte Carlo. *Optimistic rainfall* dan *pessimistic rainfall* cenderung mengalami peningkatan nilai APE (nilai curah hujan hasil simulasi menjauhi nilai curah hujan observasi) seiring dengan penambahan data yang digunakan dalam simulasi Monte Carlo, sedangkan *most likely rainfall* dan P40 cenderung mengalami penurunan nilai APE (nilai curah hujan hasil simulasi mendekati nilai curah hujan observasi) seiring dengan bertambahnya data yang digunakan. Hal ini diperkirakan karena tidak terjadi fluktuasi yang terlalu signifikan pada data hujan tahunan setiap tahunnya. Akan tetapi terkadang terjadi peningkatan maupun penurunan yang signifikan seperti yang terjadi pada tahun 2005 dan 2015 yang ditampilkan pada Gambar 7. Pada tahun 2005 hujan tahunan tergolong tinggi dibandingkan tahun-tahun lainnya, sedangkan pada tahun 2015 hujan tahunan tergolong rendah. Tinggi-rendah nilai hujan tahunan ini kemungkinan karena adanya pengaruh dari fenomena El Nino dan La Nina yang terjadi di Indonesia. Sehingga berdasarkan hal tersebut dapat disimpulkan bahwa curah hujan tahunan hasil simulasi Monte Carlo menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan curah hujan bulanan. Oleh sebab itu pada simulasi Monte Carlo case 1 dan case 2 untuk analisis akan menggunakan hasil keluaran berupa curah hujan tahunan.





Gambar 10. Absolute Percentage Error (APE) pada curah hujan bulanan hasil simulasi Monte Carlo

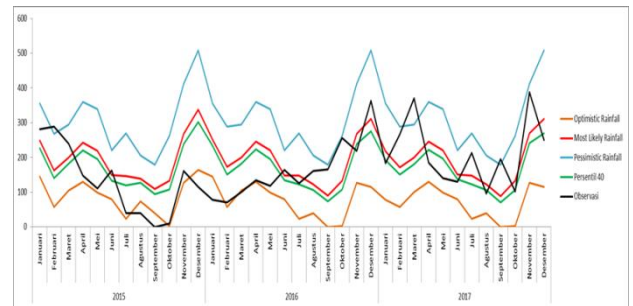


Gambar 11. Absolute Percentage Error (APE) pada curah hujan tahunan hasil simulasi Monte Carlo

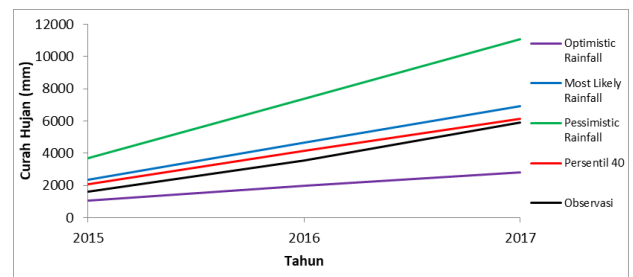
Berdasarkan hasil simulasi Monte Carlo case 1 yang ditampilkan pada Tabel 6 diketahui bahwa *most likely rainfall* dan persentil ke-40 (P40) merupakan hasil yang paling mendekati nilai curah hujan observasi dibandingkan dengan *optimistic rainfall* maupun *pessimistic rainfall*. Hasil simulasi *most likely rainfall* memiliki selisih yang paling kecil

terhadap nilai curah hujan observasi pada tahun 2017, sementara itu P40 memiliki selisih yang paling kecil terhadap nilai curah hujan observasi pada tahun 2015 dan 2016. Akan tetapi Tabel 7 menunjukkan bahwa berdasarkan akumulasi curah hujan hasil simulasi Monte Carlo diketahui pada akhir tahun 2017 hasil simulasi P40 memiliki selisih akumulasi curah hujan yang paling kecil terhadap curah hujan observasi dibandingkan dengan akumulasi curah hujan dari *optimistic rainfall*, *most likely rainfall* maupun *pessimistic rainfall*.

Gambar 12 menunjukkan bahwa grafik curah hujan bulanan hasil simulasi Monte Carlo case 1 sangat fluktuatif dan deviasi dari hasil simulasi terhadap hasil observasi cenderung besar, sehingga tidak dapat ditentukan hasil simulasi mana yang paling baik dalam memprediksi curah hujan. Sedangkan Gambar 13 menunjukkan akumulasi P40 hasil simulasi Monte Carlo memiliki tren yang serupa dan paling mendekati akumulasi curah hujan observasi dibandingkan dengan akumulasi dari *optimistic rainfall*, *most likely rainfall* maupun *pessimistic rainfall*. Sehingga dapat disimpulkan berdasarkan simulasi Monte Carlo case 1 yang telah dilakukan bahwa nilai persentil ke-40 (P40) merupakan hasil yang paling mendekati kondisi curah hujan di wilayah penelitian. Oleh sebab itu P40 akan dijadikan acuan dalam analisis pada simulasi Monte Carlo case 2.



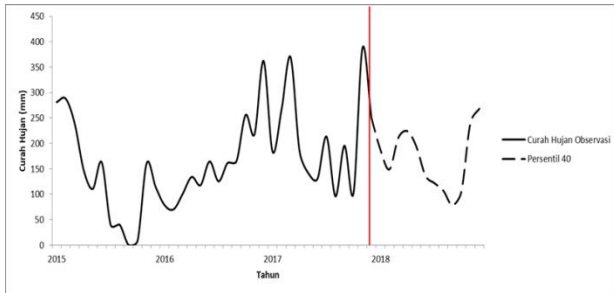
Gambar 12. Curah hujan bulanan hasil simulasi Monte Carlo case 1



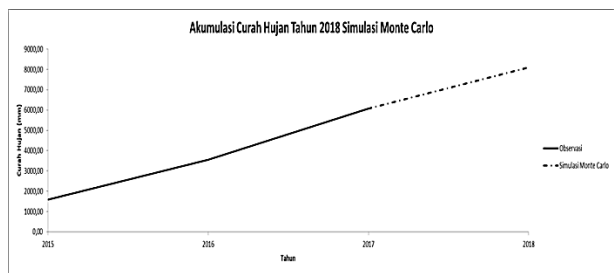
Gambar 13. Grafik akumulasi curah hujan hasil simulasi Monte Carlo case 1

Berdasarkan nilai persentil ke-40 (P40) hasil simulasi Monte Carlo case 2 yang ditampilkan pada Tabel 8 menunjukkan bahwa curah hujan terendah terjadi pada bulan September sebesar 78,2 mm,

sedangkan curah hujan tertinggi diprediksi akan terjadi pada bulan Desember sebesar 268,3 mm. Sementara itu grafik prediksi dan akumulasi curah hujan pada tahun 2018 ditampilkan pada Gambar 14 dan Gambar 15. Sehingga berdasarkan hasil prediksi dengan acuan P40 tersebut, kemungkinan total akumulasi curah hujan yang terjadi pada periode tahun 2015 hingga akhir tahun 2018 mencapai 8093,8 mm.



Gambar 14. Prediksi curah hujan 2018 berdasarkan hasil simulasi Monte Carlo case 2



Gambar 15. Akumulasi curah hujan tahun 2018 hasil simulasi Monte Carlo

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan evaluasi nilai *Absolute Percentage Error* (APE) yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa curah hujan tahunan hasil simulasi Monte Carlo lebih baik dibandingkan curah hujan bulanan dalam hal untuk analisis dengan data minimal yang digunakan yakni 4 (empat) tahun. Sementara itu berdasarkan hasil simulasi Monte Carlo case 1 menunjukkan bahwa persentil ke-40 (P40) hasil simulasi Monte Carlo merupakan hasil terbaik yang dapat digunakan untuk memprediksi curah hujan bulanan pada penelitian ini. Sehingga berdasarkan hasil simulasi Monte Carlo case 2 dengan acuan P40 tersebut menunjukkan bahwa di tahun 2018 curah hujan terendah diprediksi akan terjadi pada bulan September sebesar 78,2 mm, sedangkan curah hujan tertinggi diprediksi akan terjadi pada bulan Desember sebesar 268,3 mm. Sementara itu prediksi total akumulasi curah hujan yang terjadi pada periode tahun 2015 hingga akhir tahun 2018 mencapai 8093,8 mm.

#### Daftar Pustaka

- [1] K. Krogerus, and A. Pasanen, Final Report : Management of water balance in mining areas-WaterSmart, Finnish Environment Institute, Helsinki, 2016.
- [2] D. N. Castendyk, L. E. Eary, and L. S. Balistrieri, "Modeling and management of pit lake water chemistry 1 : Theory", Journal of Applied Geochemistry, vol 57, pp. 267-288, 2015.
- [3] Suripin, Sistem Drainase Perkotaan yang Berkelanjutan. Yogyakarta: Andi Offset, 2004.
- [4] N. Danapriatna, and R. Setiawan, Pengantar Statistika. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2005.
- [5] Hartono, Statistik untuk Penelitian. Yogyakarta: Pustaka Pelajar Offset, 2004.
- [6] J. F. Hair, W. C. Black, B. J. Babin, and R. E. Anderson, Multivariate data analysis. London: Pearson Education Limited, 2014.
- [7] A. Kartin, and M. I. Jumarang, "Kesesuaian persamaan pola intensitas curah hujan sebagai fungsi dari durasi hujan di Balai Pengamatan Dirgantara Pontianak", Prisma Fisika, vol. III, pp. 51-55, 2015.
- [8] P. Salman, "Identifikasi dan pengaruh keberadaan data pencilon (outlier) (Studi kasus kunjungan wisman dan pengunjung asing ke Indonesia melalui pintu masuk Makassar antara bulan Januari 2007 s.d. Juli 2008)", Majalah Ilmiah Panorama Nusantara, vol. VI, pp. 56-62, 2009.
- [9] A. Ferdinand, Structural Equation Modelling dalam Penelitian Manajemen. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro, 2002.
- [10] K. A. Bowo, A. Hoyyi, and M. A. Mukid, "Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi keputusan pembelian dan kepuasan konsumen pada notebook merek Acer (Studi kasus mahasiswa Universitas Diponegoro)", Jurnal Gaussian, vol. 2, pp. 29-38, 2013.
- [11] M. Anik, "Strategi operasi dan keunggulan bersaing untuk meningkatkan kinerja perusahaan", Jurnal Bisnis Strategi, vol. 24, pp. 11-25, 2015.
- [12] N. N. Aulia, P. H. Gunawan, and A. A. Rohmawati, "Prediksi curah hujan menggunakan gerak Brown dan rata-rata tahunan data pada missing values", Indonesian Journal of Computing, vol. 3, pp. 71-82, 2018.
- [13] H. D. Hutahaeon, "Analisa simulasi Monte Carlo untuk memprediksi tingkat kehadiran mahasiswa dalam perkuliahan (Studi kasus : STMIK PELITA NUSANTARA)", Journal of Informatic Pelita Nusantara, vol. 3, pp. 41-45, 2018.
- [14] P. Glasserman, "Monte Carlo methods in financial engineering", Springer Science and Business Media, vol. 53, 2013.
- [15] G. Avlijas, "Examining the value of monte carlo simulation for project time management", Journal of Sustainable Business and

Management Solutions in Emerging Economies, 2018.

- [16] W. Abisetyo, "Penerapan penjadwalan probabilistik pada proyek pengembangan gedung FSAINTEK UNAIR", *Jurnal Teknik Sipil FTSP-ITS*, vol. 1, pp. 1-10, 2010.