

## PERBANDINGAN METODE ARIMA DENGAN FUZZY TIME SERIES MODEL CHEN PADA PERAMALAN CURAH HUJAN DI KOTA BENGKULU

Apriliyanus Rakhmadi Pratama<sup>1</sup>, Firdaus<sup>2</sup>  
IAIN Sultan Amai Gorontalo<sup>1</sup>, Universitas Bengkulu<sup>2</sup>  
apriliyanus.pratama@iaingorontalo.ac.id

### Abstrak

Penelitian ini mengeksplorasi dan membandingkan efektivitas dua metode peramalan curah hujan yang berbeda, yaitu *Fuzzy Time Series* (FTS) model *Chen* dan *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA), dalam konteks data tanpa pola musiman yang jelas. Dalam perbandingan ini, dilakukan evaluasi kinerja kedua metode berdasarkan dua metrik utama: *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Squared Error* (MSE). Menariknya, meskipun kedua metode menunjukkan penyimpangan dalam prediksi, model ARIMA (4,1,0) unggul dengan nilai MAPE sebesar 106.5033 dan MSE sebesar 20,085.69, dibandingkan dengan model FTS yang mencatat MAPE sebesar 145.408 dan MSE sebesar 21,000.92. Hasil ini menunjukkan keunggulan ARIMA dalam menghadapi data curah hujan yang kompleks. Model ARIMA lebih baik dalam akurasi dan keandalan prediksi yang dapat menjadi alat yang lebih disukai oleh para praktisi. Sementara model FTS tetap dapat digunakan pada situasi tertentu walaupun tidak lebih baik dari model ARIMA.

**Kata Kunci:** *Forecasting, Rainfall, Fuzzy Time Series, Model Chen, ARIMA*

### Abstract

*This study explores and compares the effectiveness of two different rainfall forecasting methods, namely the Fuzzy Time Series (FTS) model by Chen and the AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA), in the context of data without clear seasonal patterns. The performance of these methods is evaluated based on two primary metrics: Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Mean Squared Error (MSE). Interestingly, although both methods exhibit prediction deviations, the ARIMA (4,1,0) model outperforms with a MAPE of 106.5033 and an MSE of 20,085.69, compared to the FTS model which records a MAPE of 145.408 and an MSE of 21,000.92. These results demonstrate the superiority of ARIMA in handling complex rainfall data. The ARIMA model provides better accuracy and reliability in predictions, making it a preferred tool for practitioners. While the FTS model may still be applicable in certain situations, it does not perform as well as the ARIMA model.*

**Keywords:** *Forecasting, Rainfall, Fuzzy Time Series, Model Chen, ARIMA*

### PENDAHULUAN

Peramalan adalah suatu disiplin ilmu yang berkaitan dengan upaya memprediksi kejadian yang akan terjadi di masa mendatang. Proses peramalan ini melibatkan pengumpulan data historis dan penerapan model matematika untuk memprediksi berdasarkan pola yang sudah teridentifikasi (Saputri, 2019). Namun, harus digarisbawahi bahwa prediksi yang dilakukan tidak dapat memberikan jaminan secara penuh akan terjadi secara pasti di waktu yang akan datang (Mukhlisin et al., 2020). Peramalan bertujuan untuk

memberikan perkiraan yang paling mendekati kemungkinan hasil yang sebenarnya, membantu individu, dan organisasi dalam mengambil keputusan yang lebih terinformasi dan efektif. Dengan memanfaatkan peramalan dengan bijak, kita dapat mengurangi ketidakpastian dan meningkatkan kesiapan dalam menghadapi masa depan.

Perubahan iklim merupakan salah satu bidang kehidupan yang memanfaatkan disiplin ilmu tersebut. Meskipun perubahan iklim adalah fenomena yang tersebar luas, namun dampaknya tidak merata di seluruh wilayah. Salah satu faktor penting yang

terpengaruh oleh perubahan iklim adalah pola curah hujan (Yogiswara & Sutrisna, 2021). Variasi curah hujan di suatu wilayah dapat memiliki dampak signifikan terhadap kegiatan manusia dan kelangsungan hidupnya. Kota Bengkulu adalah salah satu daerah yang merasakan fluktuasi curah hujan, baik naik maupun turun (Yanidar, 2022), yang dapat berdampak pada berbagai aspek kehidupan masyarakat di sana.

Analisis data curah hujan Kota Bengkulu dari tahun 2020 hingga 2023 menghasilkan informasi yang signifikan mengenai fluktuasi pola hujan dalam periode tersebut. Temuan menunjukkan bahwa puncak curah hujan per hari tercatat pada bulan Oktober 2022, mencapai nilai tertinggi sebesar 652.2 milimeter, sementara jumlah terendah terjadi pada bulan Agustus 2023, dengan hanya 10.5 milimeter (BMKG Stasiun Klimatologi Kelas 1 Pulau Bai, 2024). Data ini memperkuat kebutuhan akan pemahaman yang akurat tentang pola curah hujan, terutama dalam hal manajemen dan perencanaan yang efektif di berbagai sektor, termasuk penerbangan. Dengan karakteristiknya sebagai data deret waktu, keakuratan informasi curah hujan menjadi krusial, mengingat ketergantungan yang kuat pada faktor waktu.

Metode yang umumnya digunakan oleh para peneliti maupun praktisi dalam melakukan prediksi atau peramalan adalah *Fuzzy Time Series* (FTS). Metode FTS pertama kali muncul pada tahun 1993 dan dikembangkan oleh Song dan Chissom (Kusumadewi & Purnomo, 2010; Song & Chissom, 1993). Dengan memanfaatkan konsep *fuzzy logic* dalam *time series analysis*, metode ini memungkinkan untuk menangkap ketidakpastian dan kompleksitas dalam data curah hujan yang sering kali tidak terstruktur dengan baik. Salah model yang cukup terkenal dalam FTS adalah FTS model Chen (Song & Chissom, 1994). FTS Model Chen memiliki kelebihan dalam hal akurasi peramalan dibandingkan dengan model FTS lainnya (Afnisah & Marpaung, 2020) dan akan menghasilkan prediksi yang lebih baik jika menggunakan ukuran data sampel kecil dibandingkan dengan menggunakan data sampel besar (Fauziah et al., 2016).

Untuk menguji keefektifan model FTS dalam peramalan curah hujan, perlu dilakukan perbandingan dengan metode lain yang juga memiliki keunggulan dalam analisis data *time series*. Salah satu metode yang sering diterapkan dalam analisis data deret waktu adalah pendekatan Box-Jenkins, yang secara khusus mengacu pada model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Pendekatan ini menyatukan elemen-elemen seperti *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan integrasi untuk menyusun model prediksi yang mempertimbangkan struktur dan pola yang terdapat dalam data deret waktu. Metode ARIMA memungkinkan untuk menangkap baik komponen *autoregressive* maupun komponen pergerakan rata-rata yang mempengaruhi data, sehingga memungkinkan untuk melakukan prediksi yang lebih akurat terhadap perilaku masa depan dari suatu fenomena yang diamati. (Shumway et al., 2017).

Metode Box-Jenkins cukup populer di kalangan peneliti, terutama dalam konteks analisis seperti peramalan bitcoin (Pratama, 2022; Pratama et al., 2020), kemudian peramalan harga saham (Milniadi & Adiwijaya, 2023), lalu BI rate (Khikmah et al., 2023), dan sudah digunakan juga dalam peramalan curah hujan (F. Abd-Elhamid et al., 2024; Lusiani & Habinuddin, 2011). Dalam penerapan metode Box-Jenkins, peneliti memiliki kecenderungan untuk memilih model terbaik berdasarkan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*), BIC (*Bayesian Information Criterion*), atau keduanya secara simultan. Semakin kecil nilainya, maka semakin baik model yang didapatkan. AIC dan BIC adalah kriteria evaluasi umum yang digunakan dalam pemodelan statistik untuk memilih model terbaik yang cocok dengan data yang diamati (Njenga, 2024). Sebelum penentuan model terbaik, estimasi parameter harus dilakukan untuk melihat apakah signifikan atau tidaknya parameter model dan akan diikuti dengan uji asumsi normalitas, autokorelasi dan heteroskedastisitas terhadap residu model (Dong et al., 2024). Proses ini memastikan bahwa model yang dipilih sesuai dengan data dan memenuhi asumsi dasar analisis *time series*.

Ketiadaan penelitian yang membahas perbandingan kedua metode ini secara bersamaan dalam konteks peramalan curah hujan mendorong peneliti untuk mengeksplorasi metode mana yang memberikan hasil peramalan lebih akurat, khususnya di Kota Bengkulu. Mengingat pentingnya informasi curah hujan yang akurat bagi berbagai sektor terutama penerbangan, maka penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan mengenai keandalan dan akurasi kedua metode tersebut dalam peramalan curah hujan. Sehingga temuan penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi signifikan dalam mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik terkait manajemen penerbangan dan mitigasi risiko cuaca di Kota Bengkulu. Selain itu, hasil penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi dasar untuk pengembangan penelitian lebih lanjut serta aplikasi praktis dalam perencanaan dan operasi penerbangan.

#### METODE

Dalam penelitian ini, tahapan yang dilaksanakan adalah sebagai berikut (Perangin-angin et al., 2024):

1. Mengeksplorasi data penelitian dengan analisis deskriptif
2. Analisis dengan metode FST Model Chen

##### a. Interval dari Himpunan Semesta

Interval dari suatu himpunan semesta dapat ditentukan menggunakan langkah-langkah berikut:

- a) Hitung jarak interval (*range*)

$$R = D_{max} - D_{min}$$

- b) Hitung interval antar kelas

$$K = 1 + 3.322 \times \log(n)$$

- c) Banyaknya Interval

$$l = \frac{R}{K}$$

Keterangan:

$R$  : *Range*

$K$  : Interval Kelas

$l$  : Banyak Interval

- b. Himpunan *Fuzzy*

Selanjutnya, data *time series* dikategorikan berdasarkan nilai interval, pengelompokan ini disebut juga dengan istilah himpunan *Fuzzy*. (Mubarak et al., 2020).

- c. Melakukan Fuzzifikasi

Nilai tengah dari setiap interval yang terbentuk dari himpunan Semesta  $U$  pada proses ini menjadi representasi sentral dari derajat keanggotaan suatu elemen dalam himpunan tersebut atau dengan kata lain disebut sebagai nilai fuzzifikasi.

- d. Menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

Setelah proses fuzzifikasi selesai, langkah berikutnya adalah menentukan hubungan antara data historis. Misalnya, apabila variabel deret waktu  $F(t - 1)$  telah difuzzifikasi sebagai  $A_i$  dan  $F(t)$  sebagai  $A_j$ , maka hubungan antara keduanya dapat dijelaskan sebagai  $A_i \rightarrow A_j$ . Dalam hal ini,  $A_i$  yang terletak di sebelah kiri relasi diidentifikasi sebagai keadaan saat ini (*current state*), sedangkan  $A_j$  yang ada pada sisi sebelah kanan disebut sebagai keadaan berikutnya (*next state*). Jika relasi tersebut berulang, hitungan hanya dilakukan sekali.

- e. Penentuan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)

Klasifikasi hasil *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) pada sisi kiri yang mewakili *current state* dan sisi kanan yang mewakili *next state*, disebut sebagai *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Seluruh interval akan diidentifikasi sebagai *current state* dan akan mencakup anggota *next state*. Semua keadaan *next state* yang identik akan dihitung sebagai satu *next state*.

- f. Defuzzifikasi

Proses konversi dari hasil fuzzy (yang biasanya berbentuk himpunan fuzzy atau nilai fuzzy) menjadi nilai eksak atau bilangan nyata atau dikenal sebagai proses defuzzifikasi. Langkah-langkah perhitungan untuk defuzzifikasi dapat dilihat pada Tabel 1 (Kincowati et al., 2019; Song & Chissom, 1994).

**Tabel 1.** Aturan Defuzifikasi

Aturan 1	: Jika <i>current state</i> $A_i$ dan FLRG $A_i$ tidak ada, maka hasil prediksi merupakan nilai tengah dari $u_i$ . $A_i \rightarrow -$ , maka <i>forecasting</i> = $m_i$ ( <i>midpoint</i> $u_i$ )
Aturan 2	: Jika <i>current state</i> $A_i$ dan FLRG $A_i$ merupakan relasi <i>one-to-one</i> , maka hasil prediksinya adalah nilai tengah dari $u_j$ . $A_i \rightarrow A_j$ , maka <i>forecasting</i> = $m_j$ ( <i>midpoint</i> $u_j$ )
Aturan 3	: Jika <i>current state</i> $A_i$ dan FLRG $A_i$ merupakan relasi <i>one-to-many</i> , maka hasil prediksinya adalah rata-rata titik tengah dari $u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jn}$ . $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jn}$ , maka <i>forecasting</i> = $\frac{\sum_{i=1}^n m_{ji}}{n}$

Dalam penelitian ini, tingkat akurasi metode prediksi dievaluasi menggunakan dua metrik, yaitu *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Arisandi & Hafid, 2024). MSE digunakan untuk mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual, yang memberikan gambaran seberapa besar kesalahan prediksi dalam satuan kuadrat. Sedangkan MAPE mengukur rata-rata persentase eror relatif terhadap nilai sebenarnya, memberikan gambaran lebih baik tentang akurasi relatif model. Untuk menghitung nilai dari MSE dan MAPE, digunakanlah notasi rumus pada persamaan (1) dan (2).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2 \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \quad (2)$$

### 3. Melakukan analisis data dengan metode ARIMA

#### a. Grafik Data Awal:

Tahap awal dalam analisis data adalah membuat Grafik data untuk memvisualisasikan pola dan tren yang mungkin ada dalam data.

#### b. Uji Stasioneritas Data:

Stasioneritas merupakan asumsi dasar dalam analisis data deret waktu yang perlu dikonfirmasi. Uji stasioneritas melibatkan pengecekan terhadap beberapa aspek, termasuk stasioneritas terhadap nilai tengah dan stasioneritas terhadap varians (Lütkepohl & Krätzig, 2004). Hal ini penting untuk memastikan bahwa data dapat

diandalkan dan sesuai untuk analisis lebih lanjut.

#### a) Stasioner pada rata-rata

Misalkan  $\{X_t\}$  adalah sebuah deret waktu yang menggambarkan pengamatan pada waktu  $t$ . Jika nilai harapan matematika dari deret tersebut, disimbolkan sebagai  $E(X_t)$ , adalah konstan  $\mu$  untuk setiap titik waktu  $t$ , maka deret waktu tersebut dikatakan stasioner terhadap rata-ratanya. Namun, jika nilai rata-rata berubah seiring waktu, maka diperlukan proses *differencing* untuk menghasilkan deret yang stasioner. Notasi *differencing* pertama ditulis seperti pada persamaan (3) (Wei,2006).

$$\nabla^1 X_t = X_t - X_{t-1} \quad (3)$$

#### b) Stasioner pada varians

Data deret waktu  $\{X_t\}$  dianggap stasioner terhadap varians apabila variansnya konstan, yakni  $Var(X_t) = E(X_t - \mu)^2 = \sigma^2$ . Namun, ketika data tidak memenuhi syarat stasioneritas terhadap varians, transformasi Box-Cox dapat diterapkan untuk mencapai stabilitas varians. Notasi transformasi Box-Cox ditampilkan pada persamaan (4) (Wei,2006).

$$T(X_t) = \begin{cases} x_t^\lambda - 1, & \lambda \neq 0 \\ \ln \lambda, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (4)$$

#### c) ACF dan PACF

*Grafik Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dilakukan untuk menentukan ordo  $p$  pada model *Autoregressive* (AR) dan ordo  $q$  pada model *Moving Average* (MA). ACF berfungsi untuk melihat hubungan linear antara observasi  $(X_t)$  dan  $(X_{t+k})$  dari proses yang sama yang hanya terpisah  $k - lag$  waktu. Autokorelasi mengindikasikan

adanya hubungan antar observasi. Fungsi autokorelasi dapat dihitung melalui persamaan berikut: (Gujarati & Porter, 2009)

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \quad (5)$$

PACF merupakan korelasi antara  $(X_t)$  dan  $(X_{t+k})$  setelah dependensi linear pada variabel  $X_{t+1}, X_{t+2}, \dots, X_{t+k}$  dihilangkan. Untuk menghitung fungsi autokorelasi parsial dapat menggunakan persamaan (6).

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (6)$$

c. Model *Time Series*

a) Model *Autoregressive* (AR)

Model AR menjelaskan hubungan antara nilai saat ini  $(X_t)$  dan nilai sebelumnya  $(X_{t-1})$ , serta memperhitungkan kontribusi nilai residu  $(a_t)$ . Model AR yang berordo  $p$  memiliki persamaan seperti pada persamaan (7).

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t \quad (7)$$

b) Model *Moving Average* (MA)

Model MA menyajikan hubungan antara nilai observasi pada waktu saat ini  $(X_t)$  dengan nilai sisaan  $a_{t-k}$  dari observasi pada waktu sebelumnya. Model MA dengan ordo  $q$  memiliki persamaan seperti pada persamaan (8).

$$X_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_p a_{t-p} \quad (8)$$

c) Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA adalah kombinasi dari karakteristik model AR dan model MA yang telah terintegrasi. Model ARIMA  $(p,d,q)$  dapat ditulis seperti pada persamaan (9) (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B)a_t \quad (9)$$

dengan  $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$  dan  $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$

d. *Akaike Information Criteria* (AIC)

Kriteria Informasi Akaike atau dikenal *Akaike Information Criteria* (AIC) merupakan salah satu metrik yang digunakan untuk memilih model ARIMA terbaik. Secara umum, semakin kecil AIC, semakin baik model dalam menginterpretasikan data yang diamati (Gujarati & Porter, 2009). Persamaan notasi AIC didefinisikan pada persamaan (10).

$$AIC = 2k - 2 \ln(L) \quad (10)$$

di mana  $L$  merupakan fungsi likelihood maksimum dari model dan  $k$  merupakan jumlah parameter dalam model tersebut.

4. Membandingkan akurasi hasil analisis data dengan model *Fuzzy Time Series* (FTS) dan ARIMA.
5. Interpretasi hasil.

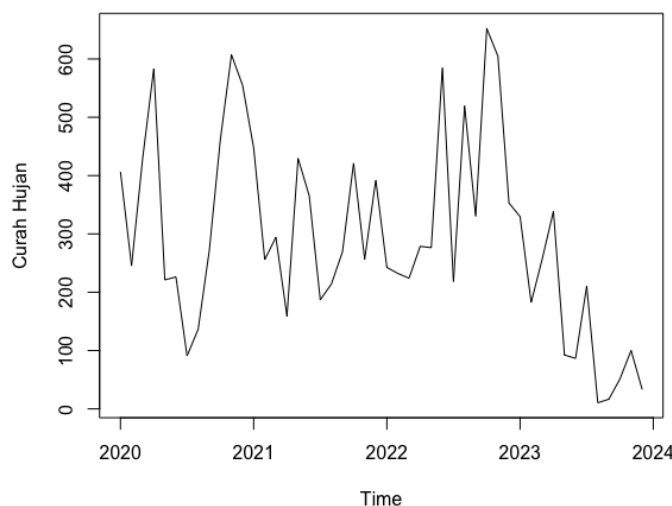
**Tabel 2.** Data Jumlah Curah Hujan

Tanggal	Jumlah Curah Hujan (mm)
Januari 2020	407
Februari 2020	245
Maret 2020	429
...	...
November 2023	100
Desember 2023	33

## HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Data jumlah curah hujan pada Stasiun Klimatologi Kelas 1 Pulau Bai yang digunakan pada penelitian ini dimulai dari periode Januari 2020 hingga Desember 2023. Data ini tersedia pada

Laman Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). Data jumlah curah hujan kemudian ditampilkan ke dalam Tabel 2. Sementara untuk gambaran data penelitian ditampilkan pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Grafik Jumlah Curah Hujan Stasiun Klimatologi Kelas 1 Pulau Bai Periode Januari 2020-Desember 2023

### *Fuzzy Time Series* Chen

Langkah awal dalam melakukan peramalan adalah mempersiapkan data jumlah curah hujan Kota Bengkulu yang terdiri dari 48 bulan. Langkah-langkah analisa adalah sebagai berikut:

#### 1. Menentukan Himpunan Semesta

Nilai himpunan semesta merupakan representasi dari jumlah curah hujan terbanyak dan paling sedikit dalam suatu wilayah. Jumlah curah hujan tertinggi mencapai 652.2 milimeter pada bulan Oktober 2022, sementara jumlah terendahnya hanya 10.5 milimeter pada bulan Agustus 2023. Dengan demikian, himpunan nilai tersebut adalah  $[652.2, 10.5]$ , yang mencakup rentang ekstrem curah hujan dalam wilayah tersebut. Dengan mengetahui nilai-nilai minimum dan maksimum ini, kita dapat menentukan nilai  $D_1$  dan  $D_2$ , yang merupakan pembatas baru untuk mempermudah dalam pembuatan kelas

interval. Nilai-nilai tersebut adalah  $D_1 = 0.5$  dan  $D_2 = 7.8$ .

#### 2. Penentuan Panjang Interval dan Jumlah Interval

Perhitungan Jumlah Interval dapat menggunakan formula berikut:

$$n = 1 + 3.322 \log_{10}(N)$$

$$n = 1 + 3.322 \log_{10}(48)$$

$$n = 6.58 \approx 7$$

Menggunakan nilai  $D_1$  dan  $D_2$  yang sudah ditentukan sebelumnya, sehingga bisa didapatkan nilai Panjang Interval sebagai berikut:

$$l = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{n}$$

$$l = \frac{[(652.2 + 7.8) - (10.5 - 0.5)]}{7}$$

$$l = \frac{[660 - 10]}{7}$$

$$l = \frac{650}{7}$$

$$l = 92.86$$

Dengan didapatkannya nilai Panjang Interval, nilai interval dari himpunan semesta  $u_1, u_2, \dots, u_7$  ditampilkan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Interval Jumlah Curah Hujan *Fuzzy Time Series*

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah ( <i>mid</i> )
$u_1$	10	102.86	56.43
$u_2$	102.86	195.71	149.29
$u_3$	195.71	288.57	242.14
$u_4$	288.57	381.43	335
$u_5$	381.43	474.29	427.86
$u_6$	474.29	567.14	520.71
$u_7$	567.14	660	613.57

3. Menentukan Fuzzifikasi

Hasil dari penentuan dari fuzzifikasi ditampilkan seperti pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Fuzzifikasi

Tanggal	Jumlah Curah Hujan (mm)	Fuzzifikasi
Januari 2020	407	$u_5$
Februari 2020	245	$u_3$
Maret 2020	429	$u_5$
...	...	...
November 2023	100	$u_1$
Desember 2023	33	$u_1$

4. Menentukan FLR & FLRG

Hasil FLR bisa dilihat pada Tabel 5, Sedangkan hasil FLRG bisa dilihat pada Tabel 6

**Tabel 5.** *Fuzzy Logical Relationship (FLR)*

Tanggal	Jumlah Curah Hujan (mm)	Fuzzifikasi	FLR
Januari 2020	407	$u_5$	*
Februari 2020	245	$u_3$	$u_5 \rightarrow u_3$
Maret 2020	429	$u_5$	$u_3 \rightarrow u_5$
...	...	...	...
November 2023	100	$u_1$	$u_1 \rightarrow u_1$
Desember 2023	33	$u_1$	$u_1 \rightarrow u_1$

**Tabel 6.** Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

Kelompok	FLRG	Total
1	$u_1 \rightarrow u_1, u_2, u_3$	8
2	$u_2 \rightarrow u_3, u_5$	4
3	$u_3 \rightarrow u_1, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7$	16
4	$u_4 \rightarrow u_1, u_2, u_4, u_7$	6
5	$u_5 \rightarrow u_3, u_4, u_7$	7
6	$u_6 \rightarrow u_4, u_5$	2
7	$u_7 \rightarrow u_3, u_4, u_6, u_7$	5

5. Prediksi Curah Hujan

Proses perhitungan untuk prediksi jumlah curah hujan menggunakan FST

Model Chen dilakukan dengan bantuan program RStudio. Hasil prediksi ditampilkan pada Tabel 7.

**Tabel 7.** Prediksi

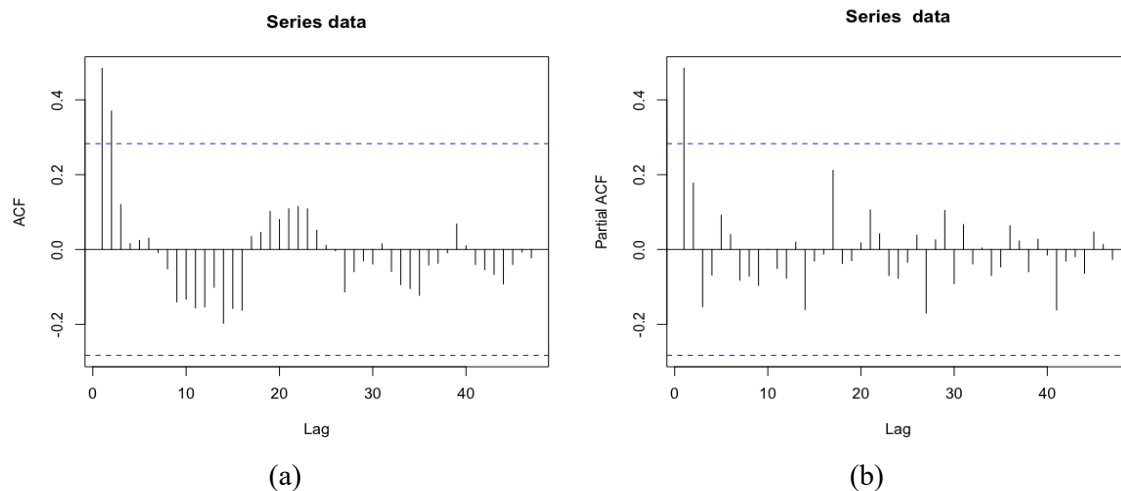
Tanggal	Jumlah Curah Hujan	Fuzzifikasi	FLR	Prediksi
Januari 2020	407	$u_5$	*	*
Februari 2020	245	$u_3$	$u_5 \rightarrow u_3$	396.90
Maret 2020	429	$u_5$	$u_3 \rightarrow u_5$	365.95
...	...	...	...	...
November 2023	100	$u_1$	$u_1 \rightarrow u_1$	149.29
Desember 2023	33	$u_1$	$u_1 \rightarrow u_1$	149.29

6. Akurasi Model FTS

Setelah dilakukan proses akurasi hasil prediksi metode FST menggunakan MSE & MAPE, didapatkan nilai  $MSE_{FTS} = 21,000.92$  dan nilai  $MAPE_{FTS} = 145.408$ .

ARIMA

Pada penelitian ini, kita menggunakan program R Studio untuk menyelesaikan peramalan jumlah curah hujan menggunakan ARIMA. Pertama, kita akan cek kestasioneran data dengan menggambarkan ACF dan PACF seperti pada Gambar 2.



**Gambar 2.** Grafik ACF & PACF



1. Uji ADF

Pengujian stasioneran data terhadap mean dilakukan dengan uji ADF yang memiliki hipotesis

$H_0$ : data *time series* tidak stasioner

$H_1$ : data *time series* stasioner

Hasil uji ADF didapatkan *Dickey – Fuller* = -2.7067 dan *p – value* = 0.2919. dengan nilai *p – value* > 0.05, hal ini menunjukkan  $H_0$  diterima, yang mana mengindikasikan data curah hujan belum stasioner.

2. Model ARIMA

Penentuan model ARIMA terbaik dilakukan dengan menggunakan bantuan *syntax auto.arima()* yang ada pada *library Forecast*. Berdasarkan uji ADF, data jumlah curah hujan belum stasioner sehingga perlu menambahkan argumen *stationary = F* pada *syntax auto.arima()*. Didapatkan keluaran model terbaik adalah model ARIMA (4,1,0) dengan nilai *AIC* = 610.61. MSE dan MAPE yang dihasilkan adalah

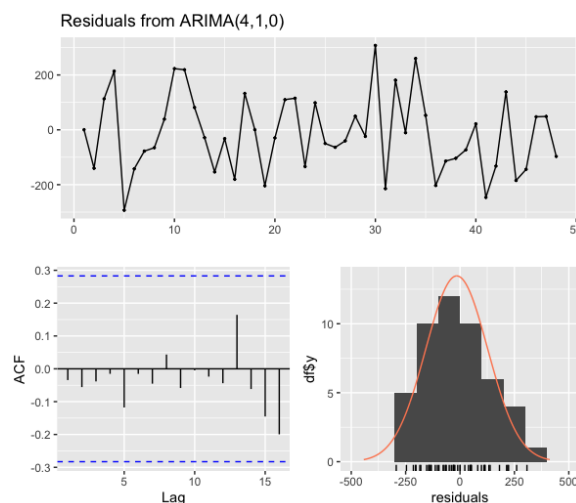
$MSE_{ARIMA(4,1,0)} = 20085.69$  dan

$MAPE_{ARIMA(4,1,0)} = 106.5033$ .

Sebelum dilanjutkan pada tahap peramalan, model ini perlu dilakukan beberapa uji residual, antara lain:

a. Normalitas Residual/*White Noise*

Didapatkan model ARIMA terbaik adalah ARIMA(4,1,0). Kemudian akan kita uji normalitas residu dari model yang didapatkan. Dari Gambar 3 dapat dilihat tidak terlihat adanya tren, pola berulang, ataupun perubahan amplitudo yang ekstrim, yang menandakan bahwa model yang didapatkan sudah layak. Hal ini juga didukung oleh histogram dari residu yang menyerupai bentuk kurva normal. Selain uji normalitas, kita juga melakukan uji *Jarque-Bera* pada data residu dengan  $H_0$  residu berdistribusi normal. Uji ini memberikan hasil *p – value* = 0.5131, yang artinya tidak cukupnya bukti untuk menolak  $H_0$  sehingga dapat disimpulkan data residual berdistribusi normal.

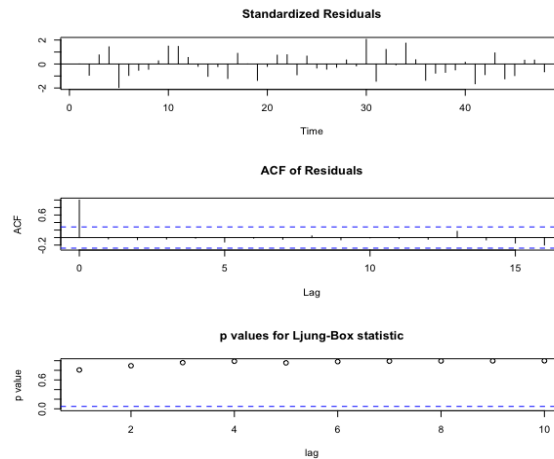


Gambar 3. Grafik Normalitas Residual

b. Autokorelasi Residual

Uji autokorelasi residual dilakukan menggunakan uji Ljung-Box untuk data

residual dengan  $H_0$  adalah data residual memiliki nilai autokorelasi yang kecil, hasil uji ditampilkan pada Gambar 4.

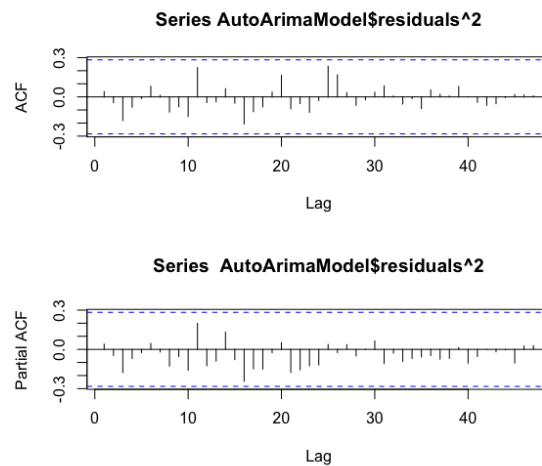


**Gambar 4.** Uji Autokorelasi Ljung-Box

Dari Grafik ACF pada Gambar 4 dapat dilihat tidak ada autokorelasi yang signifikan. Hal ini juga didukung oleh hasil uji Ljung-Box dengan  $p$  –  $value = 0.9566$  dimana nilai  $p$  –  $value \geq 0.05$  yang menandakan bahwa  $H_0$  gagal ditolak, sehingga data residual tidak saling berkorelasi.

c. Heteroskedastisitas Residual

Pengujian heteroskedastisitas pada residual dilakukan melalui analisa Grafik ACF dan PACF. Pada Gambar 5 terlihat bahwa tidak ada autokorelasi yang signifikan, sehingga dapat diasumsikan bahwa data residu bersifat homoskedastik.



**Gambar 5.** Grafik ACF dan PACF data Residual Kuadrat

3. Peramalan

Dengan memenuhi semua tahapan uji residu, mengindikasikan bahwa model ARIMA(4,1,0) merupakan model ARIMA terbaik. Tahapan selanjutnya

adalah melakukan prediksi jumlah curah hujan menggunakan model ARIMA(4,1,0). Hasil prediksi dari model ARIMA (4,1,0) ditampilkan pada Tabel 8.

**Tabel 8.** Prediksi Jumlah Curah Hujan Model ARIMA(4,1,0)

Tanggal	Jumlah Curah Hujan (mm)	Prediksi
Januari 2020	407	406.19
Februari 2020	245	385.33
Maret 2020	429	316.39
...	...	...
November 2023	100	51.29
Desember 2023	33	130.11

**Tabel 9.** Hasil Kriteria Akurasi dari Kedua Metode

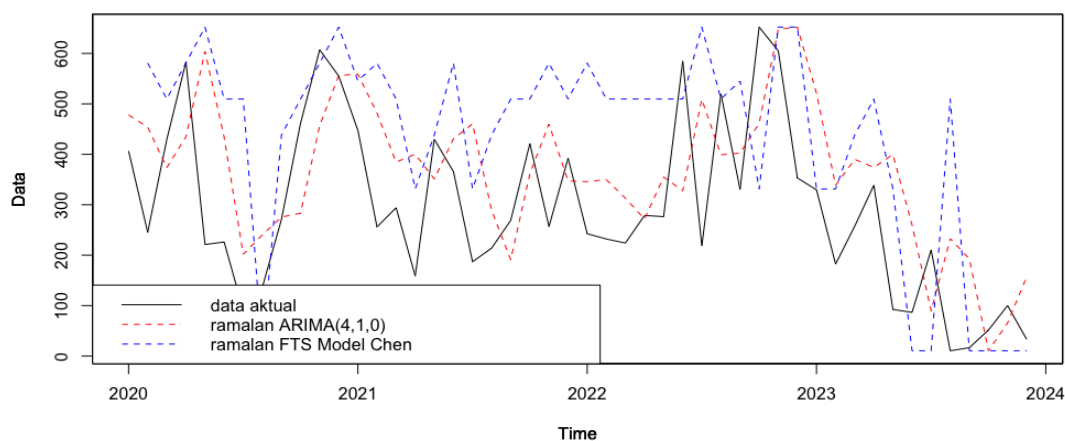
Kriteria Akurasi	FTS Model Chen	ARIMA (4,1,0)	Selisih
MSE	21,000.92	20,085.69	4.36%
MAPE	145.41	106.50	26.76%

#### 4. Akurasi Model ARIMA

Setelah dilakukan proses validasi hasil prediksi model ARIMA(4,1,0) menggunakan MSE dan MAPE, didapatkan nilai  $MSE_{ARIMA} = 20,085.69$  dan nilai  $MAPE_{ARIMA} = 106.5033$ .

Hasil akurasi kriteria dari kedua metode kemudian ditampilkan pada Tabel 9. Dari Tabel 9, berdasarkan nilai MSE dan MAPE, metode ARIMA memberikan hasil yang lebih baik daripada metode FTS Model Chen dengan selisih nilai yang cukup signifikan. Pada akurasi kriteria MSE, hasil yang didapatkan pada metode ARIMA(4,1,0) adalah sebesar 20,085.69 yang mana nilai tersebut lebih baik 4.36% dibandingkan dengan metode FTS Model Chen. Sedangkan pada

akurasi kriteria MAPE, hasil yang didapatkan untuk metode ARIMA(4,1,0) adalah sebesar 106,50 yang menunjukkan bahwa metode ini melesat jauh sebesar 26.76% lebih baik dibandingkan FTS Model Chen. Didukung juga dari hasil yang ditampilkan pada Gambar 6, terlihat bahwa hasil peramalan dari ARIMA(4,1,0) cenderung lebih mendekati pola data aktual dibandingkan hasil prediksi dari FTS Model Chen. Dari gambar 6 juga dapat dilihat secara langsung bahwa kedua metode mengalami penyimpangan data yang mana ini pasti akan berdampak pada hasil prediksi. Hal ini bersesuaian dengan hasil kriteria akurasi yang masih jauh dari nilai terbaik, yaitu mendekati nilai 0.



**Gambar 6.** Hasil Prediksi Jumlah Curah Hujan Model ARIMA(4,1,0) dan FTS model Chen

## SIMPULAN

Dari penjabaran di atas, mengindikasikan bahwa ARIMA(4,1,0) lebih dapat diandalkan dalam peramalan curah hujan pada data yang diperoleh di Kota Bengkulu dibandingkan dengan FTS Model Chen. Walaupun cukup jelas terlihat kedua metode mengalami adanya penyimpangan data yang mempengaruhi hasil prediksi. Kendati demikian, masih dibutuhkan riset yang lebih mendalam mengenai kesesuaian antara data deret waktu dengan metode peramalan agar dapat menghasilkan prediksi peramalan yang lebih akurat. Penelitian ini bisa menjadi acuan untuk penelitian yang akan datang mengenai metode mana yang dapat memberikan hasil peramalan yang lebih baik.

## REFERENSI

- Afnisah, N., & Marpaung, F. (2020). A Comparison of The Fuzzy Time Series Methods of Chen, Cheng and Markov Chain in Predicting Rainfall in Medan. *Journal of Physics: Conference Series*, 1462(1), 12044.
- Arisandi, A., & Hafid, H. (2024). Akurasi Model Prediksi Menggunakan Metode Automatic Clustering Fuzzy Time Series pada Indeks Harga Konsumen di Kota Makassar. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 6(1), 97–103.
- Dong, X., Dang, B., Zang, H., Li, S., & Ma, D. (2024). The prediction trend of enterprise financial risk based on machine learning arima model. *Journal of Theory and Practice of Engineering Science*, 4(01), 65–71.
- F. Abd-Elhamid, H., M. El-Dakak, A., Zelenáková, M., O. K. S., Mahdy, M., & H. Abd El Ghany, S. (2024). Rainfall forecasting in arid regions in response to climate change using ARIMA and remote sensing. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 15(1), 2347414.
- Fauziah, N., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y. N. (2016). Peramalan Menggunakan Fuzzy Time Series Chen (Studi Kasus: Curah Hujan Kota Samarinda). *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 4(2).
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics*. McGraw-hill.
- Khikmah, K. N., Sadik, K., & Indahwati, I. (2023). Transfer Function and ARIMA Model For Forecasting BI Rate in Indonesia. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 17(3), 1359–1366.
- Kincowati, T., Furqon, M. T., & Rahayudi, B. (2019). Prediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia Menggunakan Metode

- Average-Based Fuzzy Time Series Models. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(6), 5250–5256.
- Kusumadewi, S., & Purnomo, H. (2010). Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan. *Yogyakarta: Graha Ilmu*, 2.
- Lusiani, A., & Habinuddin, E. (2011). Pemodelan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Curah Hujan di Kota Bandung. *Sigma-Mu*, 3(2), 9–25.  
<https://jurnal.polban.ac.id/ojs-3.1.2/sigmamu/article/view/874>
- Lütkepohl, H., & Krätzig, M. (2004). *Applied time series econometrics*. Cambridge university press.
- Milniadi, A. D., & Adiwijaya, N. O. (2023). Analisis Perbandingan Model ARIMA Dan LSTM Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus: 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch). *Sibatik Journal: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi, Dan Pendidikan*, 2(6), 1683–1692.
- Mubarak, R., Tursina, T., & Pratama, E. E. (2020). Prediksi Hasil Tangkapan Ikan Menggunakan Fuzzy Time Series. *JUSTIN (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 8(3), 303–308.
- Mukhlisin, Y., Imrona, M., & Murdiansyah, D. T. (2020). Prediksi Harga Beras Premium dengan Metode Algoritma K-Nearest Neighbor. *EProceedings of Engineering*, 7(1).
- Njenga, J. K. (2024). Domestic Credit Growth Analysis using ARIMA Technique: A Case Study of Kenya. *Journal of Economics, Management and Trade*.
- Perangin-angin, Y. A., Sitepu, S., & Simanullang, H. G. (2024). Implementasi Fuzzy Time Series Pada Peramalan Jumlah Pengunjung Perpustakaan. *METHOTIKA: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 4(1), 18–29.
- Pratama, A. R. (2022). Price Prediction Using ARIMA Model of Monthly Closing Price of Bitcoin. *Journal of Statistics and Data Science*, 1(2), 17–24.
- Pratama, A. R., Nugroho, S., & Sukiyono, K. (2020). *Cryptocurrency Forecasting using  $\alpha$ -Sutte Indicator, ARIMA, and Long Short-Term Memory*.  
<https://doi.org/10.4108/eai.2-8-2019.2290490>
- Saputri, R. A. F. (2019). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Untuk Prediksi Penjualan Berbasis Web Pada Toko Grosir 3 Roda Sengkaling. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 3(1), 290–297.
- Shumway, R. H., Stoffer, D. S., Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). ARIMA models. *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples*, 75–163.
- Song, Q., & Chissom, B. S. (1993). Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part I. *Fuzzy Sets and Systems*, 54(1), 1–9.
- Song, Q., & Chissom, B. S. (1994). Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part II. *Fuzzy Sets and Systems*, 62(1), 1–8.
- Wei, W. W. . (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (2nd ed.). Greg Tobin.
- Yanidar, R. (2022). *Klastering Pola Curah Hujan di Indonesia*. Universitas Trisakti.
- Yogiswara, I. G. N. A., & Sutrisna, I. K. (2021). Pengaruh Perubahan Iklim Terhadap Hasil Produksi Ikan di Kabupaten Badung. *E-Jurnal EP Unud*, 10(9), 3613–3643.