

RESEARCH ARTICLE

Prediksi Menggunakan Model *Fuzzy Time Series* Studi Kasus Curah Hujan di Kabupaten Bandung

Huda Rizky Prasetyo, Irma Palupi* and Bambang Ari Wahyudi

Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung, 40257, Jawa Barat, Indonesia

* Corresponding author: irmapalupi@telkomuniversity.ac.id

Received on 01 August 2023; accepted on 07 September 2023

Abstrak

Hujan dapat menimbulkan bencana apabila terjadi secara terus menerus, hujan tersebut tentunya memiliki curah hujan yang tinggi dan dapat diprediksi dengan beberapa metode. Presipitasi total merupakan salah satu faktor iklim yang dapat mengindikasikan akumulasi air hujan di atas batas aman. Model time series merupakan salah satu metode yang tepat untuk memprediksi curah hujan, karena memungkinkan untuk dapat menangkap pola musiman pada curah hujan. Pada penelitian ini, prediksi curah hujan di Kabupaten Bandung dilakukan dengan menggunakan model *fuzzy time-series*. Model *fuzzy time series* didasarkan pada logika *fuzzy* dan digunakan untuk menangani ketidakpastian dan ketidakjelasan yang melekat pada data cuaca. Model deret waktu *fuzzy* menggunakan konsep logika *fuzzy* untuk menangani ketidakpastian dan ketidaktepatan data deret waktu. Dataset curah hujan lokasi Kabupaten Bandung yang diperoleh dari ERA 5 tahun 1978-2020, akan digunakan sebagai data latih untuk membangun model dan pengujian. Kemudian hasil prediksi dibandingkan dengan hasil yang diperoleh dari model SARIMA. Perbandingan tersebut menunjukkan bahwa model deret waktu *fuzzy* merupakan pendekatan yang menjanjikan untuk meramalkan curah hujan karena menghasilkan skor kesalahan yang lebih kecil dari pada hasil prediksi dengan model SARIMA.

Key words: Deret Waktu *Fuzzy*, Prakiraan Cuaca, Model Deret Waktu, Presipitasi, Model Musiman

Pendahuluan

Perubahan iklim merupakan tantangan global yang menyebabkan perubahan suhu dan pola cuaca di seluruh dunia. Salah satu dampak perubahan iklim adalah meningkatnya frekuensi dan tingkat keparahan bencana alam seperti banjir. Di Kabupaten Bandung, Indonesia, banjir semakin memprihatinkan karena curah hujan yang tinggi semakin sering dan intens akibat perubahan iklim. Daerah ini juga rawan banjir karena letaknya di dataran rendah dan terdapat banyak sungai. Banjir ini dapat menyebabkan kerusakan signifikan pada infrastruktur, rumah, dan bisnis, dan juga dapat berdampak pada kesehatan masyarakat. Salah satu model *time series* tradisional yang kinerjanya cukup akurat dalam memprediksi data curah hujan adalah model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*, atau yang lebih dikenal sebagai (SARIMA). Secara umum, model SARIMA terbukti bekerja dengan baik untuk prakiraan curah hujan jangka pendek, biasanya hingga beberapa periode waktu ke depan. Model SARIMA dapat menangkap pola musiman dan autokorelasi pada data presipitasi, yang dapat meningkatkan akurasi prakiraan. Beberapa penelitian telah mengevaluasi kinerja model SARIMA untuk prediksi curah hujan di berbagai

wilayah di seluruh dunia. Misalnya, sebuah studi di Spanyol menemukan bahwa model SARIMA mengungguli model deret waktu tradisional lainnya untuk meramalkan curah hujan harian hingga 5 periode waktu ke depan. Demikian pula, sebuah studi di India menemukan bahwa model SARIMA efektif dalam meramalkan curah hujan bulanan hingga 6 bulan ke depan. Namun, model SARIMA mungkin tidak bekerja dengan baik untuk prakiraan curah hujan jangka panjang atau di wilayah dengan pola curah hujan yang kompleks atau peristiwa cuaca ekstrem. Dalam kasus ini, model lain yang termasuk ke dalam *soft computing*, seperti *Fuzzy time series*, jaringan saraf atau model *ansambel* memungkinkan untuk memberikan hasil akurasi lebih menjanjikan. Terdapat beberapa studi terkait mengenai prediksi curah hujan di bagian Timur Laut Bangladesh [1]. Model yang digunakan yakni menggunakan *time series* model ARIMA. Penelitian lain menggunakan *time series* ARIMA dalam memprediksi suhu di Nanjing, China [2].

Model deret waktu *fuzzy* adalah jenis model matematika yang digunakan dalam peramalan cuaca yang dapat menangani ketidakpastian dan ketidaktepatan dalam data. Model-model ini menggunakan logika *fuzzy*, yang merupakan kerangka kerja matematika yang memungkinkan representasi ketidakpastian dengan cara yang sistematis dan dapat dilacak secara komputasi. Studi terbaru menunjukkan bahwa model

deret waktu fuzzy dapat efektif dalam memprediksi berbagai variabel cuaca seperti suhu, curah hujan, dan kecepatan angin. Model ini telah digunakan untuk meramalkan pola cuaca jangka pendek dan jangka panjang dan terbukti berkinerjanya baik dibandingkan dengan model deret waktu tradisional dan algoritma pembelajaran mesin lainnya.

Salah satu keuntungan dari model deret waktu fuzzy adalah kemampuannya untuk menangani data yang hilang atau tidak lengkap, yang merupakan tantangan umum dalam peramalan cuaca. Mereka juga dapat menjelaskan dampak dari berbagai faktor, seperti data historis, pola musiman, dan pengaruh eksternal, pada pola cuaca. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk memvalidasi kinerjanya dan menilai kegunaannya dalam aplikasi praktis. Model deret waktu fuzzy adalah jenis model matematika yang dapat menangani data yang tidak tepat dan tidak pasti dengan menggunakan himpunan fuzzy dan logika fuzzy. Tantangan dalam menggunakan model deret waktu fuzzy untuk prediksi presipitasi terletak pada pengembangan struktur model yang sesuai dan pemilihan variabel masukan yang sesuai yang dapat menangkap pola dasar dalam data.

Selain itu, pilihan tipe himpunan fuzzy, fungsi keanggotaan, dan parameter sistem inferensi fuzzy dapat mempengaruhi akurasi prediksi. Beberapa penelitian yang menggunakan model fuzzy time series untuk faktor cuaca, diantaranya [3] yang membahas mengenai prediksi suhu dan juga [4] mengenai prediksi curah hujan di *Chhattisgarh State*. Adapun tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model yang dapat secara efektif menangani ketidakpastian dan ketidaktepatan data. Model tersebut harus dapat memberikan prediksi curah hujan Kabupaten Bandung yang akurat dan andal untuk berbagai horizon peramalan. Sebagai tolak ukur, hasil model SARIMA akan digunakan sebagai pembanding.

Tinjauan Pustaka

Prediksi Cuaca

Komponen cuaca yang akan diprediksi dalam tugas akhir ini berupa curah hujan. Tantangan dalam memprediksi cuaca diantaranya sifat dari cuaca sendiri yang semakin lama semakin sulit dikenali polanya. Studi terkait penelitian cuaca salah satunya yakni prediksi curah hujan di bagian Timur Laut Bangladesh [1], yang dimana datanya diperoleh dari delapan stasiun curah hujan yang ada. Penelitian di Bangladesh ini menggunakan model *time series* ARIMA. Data cuaca yang ada merupakan *time series*. Pada Tugas Akhir ini model *time series* yang akan digunakan adalah *fuzzy time series*, data *time series*, sehingga kebanyakan prediksi untuk komponen cuaca tersebut adalah model Penelitian terkait model *time series* ini ada pada penelitian *Fuzzy Time Series* dengan model ekspektasi adaptif untuk prediksi TAIEX [5].

Keuntungan dari *fuzzy time series* sendiri yakni dapat memprediksi data yang memiliki perubahan data yang tiba-tiba, atau data yang tidak statis. Model *fuzzy time series* ini dapat memprediksi data yang memiliki nilai *linguistic* [6]. Penelitian curah hujan dengan menggunakan model *fuzzy time series* di *Chhattisgarh State* [4], penelitian tersebut menghitung prediksi rata-rata curah hujan. Terdapat penelitian terkait prediksi suhu dengan menggunakan model *fuzzy time series* [3].

Logika Fuzzy

Logika fuzzy didasarkan pada gagasan bahwa segala sesuatu mengakui derajat. Suhu, tinggi, kecepatan, jarak, keindahan Logika fuzzy bukanlah logika yang kabur, melainkan logika yang digunakan untuk menggambarkan ketidakjelasan. Logika fuzzy adalah teori himpunan fuzzy, himpunan yang mengkalibrasi ketidakjelasan. Teori himpunan fuzzy menyerupai penalaran manusia dalam penggunaan perkiraan informasi dan ketidakpastian untuk menghasilkan keputusan. Itu secara khusus dirancang untuk secara matematis mewakili ketidakpastian dan ketidakjelasan dan menyediakan alat formal untuk

menangani ketidaktepatan intrinsik untuk banyak masalah. Elemen-elemen himpunan fuzzy dipetakan ke derajat keanggotaannya dengan fungsi keanggotaan A, yaitu $f_A: R \rightarrow [0,1]$ dengan $f_A(x) \in [0,1]$. Dalam logika Fuzzy digunakan himpunan fuzzy yang tidak hanya mengandung anggota-anggota, tetapi juga pada setiap anggotanya diberikan derajat keanggotaan. Karena derajat keanggotaan elemen himpunan fuzzy tidak harus penuh, maka satu elemen dapat merupakan anggota lebih dari satu himpunan fuzzy dalam satu semesta.

Himpunan Fuzzy dan Nilai Linguistik

Himpunan fuzzy didasarkan pada gagasan untuk memperluas jangkauan fungsi karakteristik sedemikian rupa sehingga fungsi tersebut akan mencakup bilangan real dalam interval $[0,1]$. Nilai keanggotaannya menunjukkan bahwa suatu item dalam semesta percakapan tidak hanya pada 0 atau 1, tetapi juga nilai-nilai yang terletak di antara mereka. Dengan kata lain, nilai kebenaran suatu item tidak hanya benar atau salah. Nilai 0 menunjukkan salah, nilai 1 menunjukkan benar dan masih ada nilai yang terletak antara benar dan salah. Beberapa hal yang penting dalam sistem fuzzy:

- Variabel Fuzzy. Merupakan variabel yang akan dibahas dalam sistem fuzzy, misalnya: umur, suhu, permintaan dan sebagainya.
- Himpunan Fuzzy, adalah suatu kelompok yang mewakili suatu kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel fuzzy, Contoh: Variabel umur dibagi menjadi 3 himpunan fuzzy: muda, setengah baya, tua.
- Variabel suhu dibagi menjadi 5 himpunan fuzzy: dingin, dingin normal, hangat dan panas.
- Semesta Percakapan. Nilai total yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam variabel fuzzy, misalnya: semesta percakapan untuk variabel suhu: $[0\ 40]$. Domain nilai keseluruhan yang diinginkan dalam semesta pembicaraan dan dapat dioperasikan dalam himpunan fuzzy.
- Variabel linguistik adalah variabel fuzzy. Variabel yang nilainya berupa kata atau kalimat dalam bahasa alami atau buatan. Umur merupakan variabel linguistik jika nilainya linguistik bukan numerik, yaitu muda, tidak muda, sangat muda, cukup muda, tua, tidak terlalu tua dan tidak terlalu muda, dll. Bukannya 20, 21, 22, 23.

Memperlakukan kebenaran sebagai variabel linguistik dengan nilai-nilai seperti benar, sangat benar, sepenuhnya benar, tidak terlalu benar, tidak benar, dll, mengarah pada apa yang disebut logika fuzzy. Dengan memberikan dasar untuk penalaran perkiraan, yaitu mode penalaran yang tidak tepat atau sangat tidak tepat, logika tersebut dapat menawarkan kerangka yang lebih realistis untuk penalaran manusia daripada logika dua nilai tradisional.

Definisi dan Algoritma Fuzzy Time Series

Fuzzy time series merupakan sebuah teknik prediksi dari salah satu konsep kecerdasan buatan [8]. Penelitian terkait *fuzzy time series* terdapat pada penelitian antara emisi karbon dioksida dari energi sector dan kenaikan suhu global [9], pada penelitian tersebut dipadukan dengan model ANN. Model juga dapat dipadukan dengan prediksi dengan model *long-term* untuk meminimalisir ketidakpastian bilangan fuzzy [10]. Berikut terdapat beberapa definisi dari Chissom [5] terkait dengan model *time-series Fuzzy*, yaitu:

- Definisi 1. Fuzzy Time Series : $F(t) = f_1(t), f_2(t), \dots$ merupakan fuzzy time series, dimana setiap $f_j(t)$ terdefinisi sebagai himpunan semesta $Y(t)$ yang merupakan bagian dari bilangan real, dan t merupakan bagian dari bilangan bulat.
- Definisi 2. Relasi Logika Fuzzy : $F(t-1) \rightarrow F(t)$ merupakan hubungan logika Fuzzy antara $F(t-1)$ dan $F(t)$, nilai $F(t)$ disebabkan

oleh $F(t - 1)$. Dimana $F(t) = F(t - 1) \circ R(t - 1, t)$. Operator 'o' merupakan operator komposisi maksimum-minimum.

- Definisi 3. Hubungan Logika Fuzzy : Jika $F(t - 1) = A_i$ dan Jika $F(t) = A_j$, hubungan antara dua observasi berurutan $F(t) = A_j$ dan $F(t - 1) = A_i$ adalah himpunan logika fuzzy (FLR).
- Definisi 4. Grup Himpunan Logika Fuzzy : Apabila terdapat dua buah FLR dengan tangan kiri yang sama maka dapat dikelompokkan. Misalnya $A_i \rightarrow A_{j1}$ dan $A_i \rightarrow A_{j2}$ maka dapat dikelompokkan menjadi $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jn}$.

Berikut merupakan algoritma Chen, dimana terdapat enam langkah sebagai berikut:

- Langkah 1: Mendefinisikan himpunan semesta $U = [y_{min}, y_{max}]$, kemudian menentukan interval untuk himpunan semesta U dan membagi semesta U menjadi beberapa bagian.
- Langkah 2: Mendefinisikan himpunan Fuzzy yang sudah dibagi, dan melakukan fuzzifikasi data historis.
- Langkah 3: Mendefinisikan aturan fuzzifikasi.
- Langkah 4: Membentuk himpunan logika fuzzy (FLR) menjadi Grup himpunan logika fuzzy.
- Langkah 5: Melakukan prediksi sesuai himpunan logika fuzzy. Misal $F(t - 1) = A_i$, jika $A_i \rightarrow A_j$ maka $F(t) = A_j$. Dan jika $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jn}$ maka $F(t) = A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jn}$.
- Langkah 6: Defuzzifikasi. Pada tahap ini menerapkan metode "centroid" untuk memperoleh hasil.

Model Time Series

Terdapat berbagai macam data *time series* yang bervariasi, pentingnya model *time series* ini adalah untuk mempelajari bagaimana pola dan perilaku dari data *time series* tersebut. Berbagai macam model *time series* telah digunakan, seperti *autoregressive integrated moving average* ARIMA, *Autoregressive fractionally integrated moving average* (ARFIMA), dan *Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). ARIMA merupakan model yang paling sederhana, ARFIMA bekerja dengan perbedaan fraksional, sedangkan GARCH bekerja sesuai dengan keberadaan dari volatilitas[7]. Berikut persamaan dari ketiga model. Persamaan model ARIMA.

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-p} - \theta_1 c_{t-1} - \dots - \theta_q c_{t-q} \quad (1)$$

- d: parameter pembeda non-musiman (non-seasonal differencing lag)
- p: jumlah suku pada model AR (*autoregressive*)
- q: jumlah suku pada model MA (moving average)

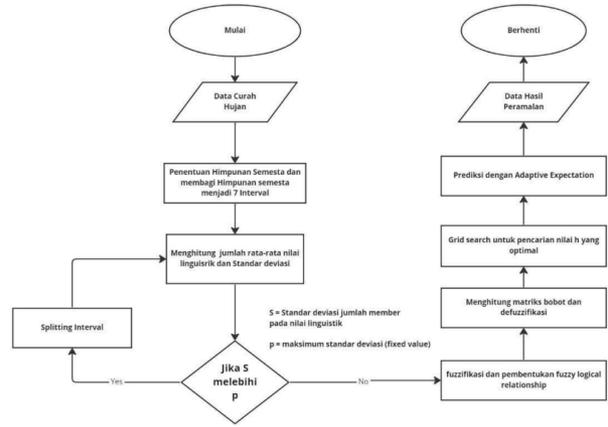
Model Seasonal ARIMA (SARIMA)

Model ini merupakan model *time series* dari perluasan ARIMA yang memprediksi data musiman. Data musiman ini dapat diambil dalam interval tertentu seperti harian, mingguan, bulanan dan lain sebagainya.

$$ARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)s \quad (2)$$

- p: jumlah suku pada model AR (*autoregressive*)
- d: parameter pembeda non-musiman (*non-seasonal differencing lag*)
- q: jumlah suku pada model MA (moving average)

(P,D,Q)s: merupakan periode musiman



Gambar 1. Diagram Alir Implementasi Prediksi dengan Fuzzy Time Series.

Metodologi Penelitian

Flowchart Implementasi Model Time-Series Fuzzy 1.

Dataset

Dataset merupakan presipitasi total bulanan dari tahun 1978 sampai dengan 2020 yang tercatat per tanggal 1 di setiap bulan. Studi kasus dalam penelitian ini adalah kabupaten Bandung, sehingga dipilih lokasi koordinat longitude 107,5 dan latitude -6,84, yakni yang paling mendekati dengan koordinat kecamatan Bojongsong yang merepresentasikan kondisi area Kabupaten Bandung. Presipitasi total merupakan akumulasi hujan dan salju yang jatuh ke permukaan bumi, atau dapat dikatakan merupakan jumlah curah hujan berskala besar dan curah hujan konvektif. Pada penelitian ini, untuk menguji kualitas model, dataset akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Data deret waktu selama 40 tahun dari tahun 1978 akan digunakan sebagai data latih, baik untuk menentukan parameter-parameter dari kedua model. Sedangkan data 3 tahun terakhir, yaitu 1998-2020 akan digunakan untuk pengujian.

Inisiasi Himpunan Semesta

Penentuan himpunan semesta dari data historis, yaitu interval $D_{min} - s, D_{max} + s$, untuk suatu $s(\epsilon) > 0$, dengan D_{min} dan D_{max} merupakan nilai minimum dan maksimum dari dataset secara berturut-turut. Himpunan semesta selanjutnya dibagi menjadi beberapa partisi, sesuai dengan jumlah kelas keanggotaan yang akan dibangun. Himpunan semesta akan dipartisi menjadi 7 sub-interval pada mula-mula. Selanjutnya, sub-interval dengan jumlah frekuensi yang terlalu banyak akan dibagi lagi menjadi dua sub-interval, begitu seterusnya hingga variansi frekuensi setiap selang keanggotaan tidak terlalu tinggi.

Tahap Splitting

Melakukan pengecekan dan pembagian Kembali pada interval yang memiliki nilai standar deviasi dari jumlah kemunculan data melebihi nilai p maka akan dilakukan pembagian menjadi dua terhadap nilai interval yang memiliki $x_i > \text{rata-rata } x$.

Fuzzifikasi

Fuzzifikasi data historis berdasarkan derajat keanggotaan himpunan fuzzy. Jika sebuah data *time series* termasuk ke dalam interval u_i , maka data tersebut difuzzifikasi ke dalam A_i . Serta matriks nilai bobot dan matriks defuzzifikasi yang telah didapat, akan digunakan untuk menghitung nilai hasil prediksi.

Defuzzifikasi

Menghitung matriks nilai bobot dan menentukan matriks defuzzifikasi dengan metode *Center of Area* yaitu mengambil nilai tengah dari *linguistic interval*.

$$P(t) = L_{df}(t - 1) \cdot W_n(t - 1) \tag{3}$$

$L_{df}(t - 1)$ merupakan matriks defuzzifikasi dan $W_n(t - 1)$ merupakan matriks bobot.

Prediksi

Prediksi menggunakan model ekspektasi adaptif. Dilakukan dengan mencari nilai h terbaik untuk model, dengan melakukan uji coba untuk mencari h dari 0 sampai 1 dengan jarak 0.01 untuk setiap data dalam perhitungan model. Lalu dipilih nilai absolute error terkecil untuk masing – masing data hasil model. Kemudian dilakukan perhitungan untuk memperbaiki nilai hasil prediksi dengan menggunakan persamaan model ekspektasi adaptif dengan nilai h yang telah diperoleh.

$$F(t) = F(t - 1) + h \cdot W_n(t - 1) \tag{4}$$

Dimana $F(t)$ merupakan nilai pada waktu t , h merupakan parameter bobot, $F(t-1)$ merupakan nilai prediksi pada waktu $(t-1)$, dan $P(t)$ merupakan nilai prediksi pada waktu t .

Menghitung Nilai RMSE, MAPE, dan MAE

Setelah tahap prediksi selesai akan dihitung akurasi prediksi dengan perhitungan *error* RMSE (*root mean square error*), MAPE (*mean percentage absolute error*), dan MAE (*mean absolute error*).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (F_t - D_t)^2}{n}} \tag{5}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - D_t|}{F_t} \times 100\% \tag{6}$$

$$MAE = \frac{\sum |F_t - D_t|}{n} \tag{7}$$

- Dt: Nilai aktual
- Ft: Nilai prediksi
- n : Banyaknya data

Hasil dan Pembahasan

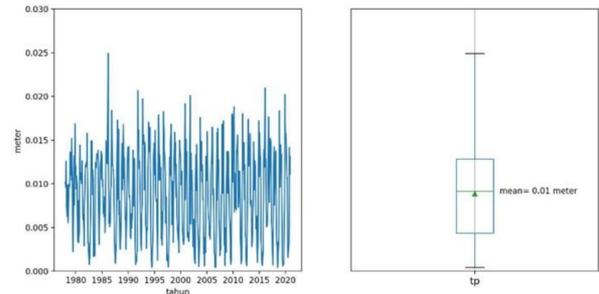
Analisis Eksplorasi Data

Gambar 2 merupakan grafik data presipitasi total bulanan dilihat sebagai deret waktu dan sebarannya. Dari grafik deret waktu sangat kontras terlihat adanya pola musiman yang terjadi pada interval tahun tertentu. Rata-rata presipitasi total selama 43 tahun adalah sekitar 0.01 meter, dengan kondisi sebaran per tahun dapat terlihat pada Gambar 3. Nilai terbesar presipitasi total tahunan cenderung mengalami peningkatan selama 43 tahun terakhir, dengan nilai terendah yang cenderung menurun, dan tren nilai rata-rata yang konstan. Hal ini menunjukkan perubahan nilai yang semakin fluktuatif setiap tahunnya, yang juga dapat dilihat dari interval kuartil tahunan yang semakin melebar. Namun, pola musiman tetap dapat dikenali keberadaannya, dan cukup kuat kontribusinya dalam membangun model prediksi.

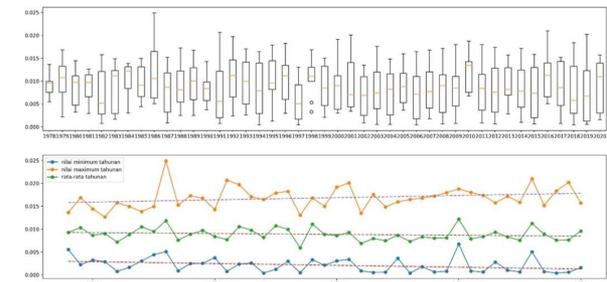
Prediksi Dengan Model SARIMA

Dekomposisi data time series

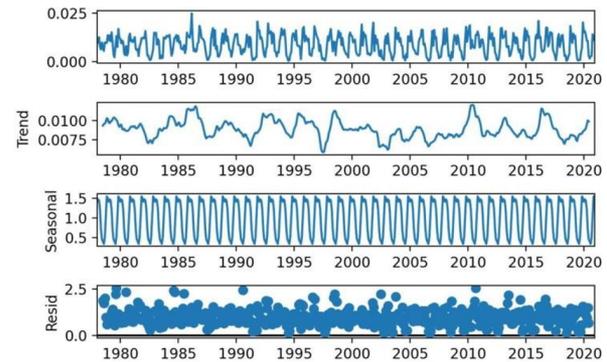
Dekomposisi pola tren dan musiman pada data observasi dilakukan untuk lebih memahami pola dan karakteristik yang mendasari data.



Gambar 2. Grafik Deret Waktu Dan Sebaran Presipitasi Total Bulanan Selama 43 Tahun.



Gambar 3. Kondisi Presipitasi Total Per Tahun.



Gambar 4. Dekomposisi Pola Tren dan Musiman pada Data Observasi.

Pada Gambar 4, perhatikan bagaimana ayunan musiman mengikuti naik turunnya seri aslinya. Selain itu, jika residu aditif dan multiplikatif dibandingkan, model multiplikatif (Tren x Musiman) lebih cocok dengan data aktual.

Identifikasi Model dan Estimasi Parameter

Untuk mengidentifikasi model dan estimasi koefisien-koefisien pada model SARIMA, digunakan package ARIMA estimator dari [12], dan diperoleh hasil estimasi seperti pada Gambar 5.

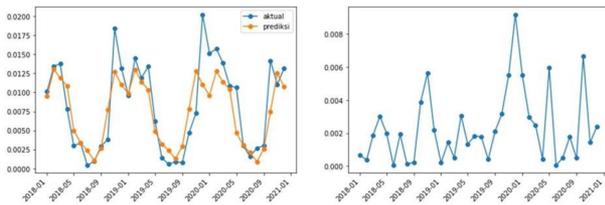
Hasil Prediksi SARIMA

Hasil prediksi presipitasi total dengan model SARIMA paling cocok seperti pada Gambar 6, menunjukkan baik pola tren dan musiman dapat diprediksi cukup baik melalui model ini, dan dapat diamati bahwa hasil prediksi cenderung lebih rendah daripada nilai aktualnya. Kemudian dibandingkan dengan hasil prediksi *fuzzy time-series*, dan diamati perbandingan Evaluasi *error* dari kedua metode.

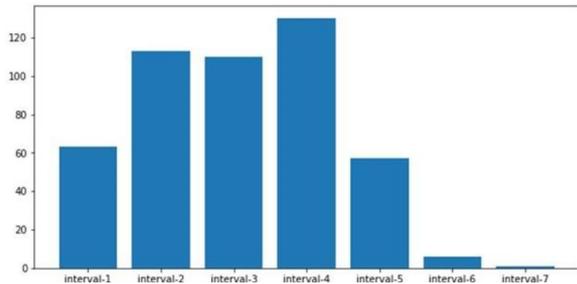
```

=====
Dep. Variable:          SARIMAX(0, 1, 3)x(1, 1, [1, 2], 12)    y    No. Observations:    480
Model:                SARIMAX(0, 1, 3)x(1, 1, [1, 2], 12)    Log Likelihood        2081.960
Date:                 Tue, 07 Mar 2023                      AIC                  -3989.920
Time:                 00:59:08                              BIC                  -3960.895
Sample:               01-01-1978                          HQIC                 -3978.498
-----
Covariance Type:      opg
-----
coef    std err    z    P>|z|    [0.025    0.975]
-----
ma.L1   -0.6609    0.046   -14.433    0.000   -0.751   -0.571
ma.L2   -0.0795    0.057   -1.396    0.163   -0.191    0.032
ma.L3    0.0007    0.047    0.016    0.987   -0.091    0.093
ar.S.L12 -0.5576    0.398   -1.402    0.161   -1.337    0.222
ma.S.L12 -0.2384    0.388   -0.615    0.539   -0.998    0.522
ma.S.L24 -0.5315    0.307   -1.733    0.083   -1.132    0.070
sigma2   1.066e-05  6.58e-07 16.203    0.000   9.37e-06  1.2e-05
-----
Ljung-Box (L1) (Q):    0.11    Jarque-Bera (JB):    22.57
Prob(Q):              0.74    Prob(JB):            0.00
Heteroskedasticity (H): 1.01    Skew:                0.33
Prob(H) (two-sided):  0.97    Kurtosis:            3.85
=====
    
```

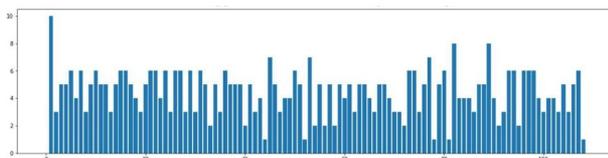
Gambar 5. Estimasi Parameter Model SARIMA.



Gambar 6. Perbandingan Hasil Prediksi Presipitasi Total Dengan Data Aktual Menggunakan Model SARIMA.



Gambar 7. Kelas Keanggotaan Mula-Mula Berjumlah Tujuh Sub-Interval.

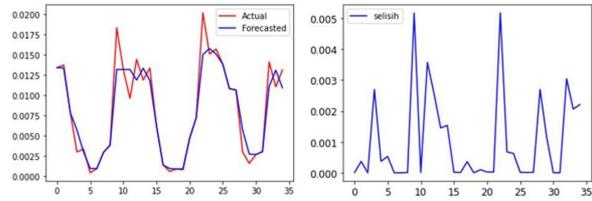


Gambar 8. Kelas Keanggotaan Dan Frekuensinya Setelah Splitting.

Hasil Prediksi dengan Fuzzy Time series

Himpunan Semesta, Kelas Keanggotaan Awal, Dan Pemisahan Interval.

Setelah menentukan nilai batas bawah Dmin dan batas atas Dmax dari keseluruhan data latih, selanjutnya menentukan kelas keanggotaan pada himpunan fuzzy. Gambar 7-8 merupakan interval kelas keanggotaan mula-mula dan setelah dilakukan proses splitting, sehingga pada akhirnya terdapat 108 kelas keanggotaan fuzzy yang variansi frekuensinya tidak terlalu tinggi, untuk membangun model prediksi.



Gambar 9. Perbandingan Nilai Aktual Dan Prediksi Presipitasi Total Dengan Model Fuzzy Time Series Selama 3 Tahun Terakhir.

Table 1. Metrik Error Hasil Prediksi Dari Kedua Model.

Metode Prediksi	Error		
	MAE	MAPE	RMSE
Fuzzy time series	0,0010	0,1917	2,9829
SARIMA	0.0023	0.3856	0.0032

Selanjutnya, hasil prediksi dengan menggunakan model *Fuzzy time series* dapat dilihat pada Gambar 9. Model *Fuzzy time series* memberikan hasil prediksi yang lebih presisi dari pada SARIMA model, karena nilainya lebih dekat dengan data aktual yang digunakan, yaitu data tahun 2018-2020.

Evaluasi Error

Skenario yang digunakan dalam pengujian ini yakni menggunakan data dari tahun 1978 sampai dengan 2017 sebagai data latih, dan data dari tahun 2018 sampai dengan 2020 digunakan sebagai data uji. Perbandingan dan absolute tersebut diperoleh dari data tahun 2018 sampai 2020 dan diambil pada tanggal 1 pada setiap bulannya. Dari hasil tersebut 1 diperoleh nilai *error* MAPE sebesar 0,1917%, MAE sebesar 0,0010, dan RMSE sebesar 2,9829, di mana seluruhnya lebih kecil dari pada skor error dari model SARIMA. Hal ini menunjukkan dalam memprediksi nilai presipitasi total, model *fuzzy time series* lebih baik, dengan presisi yang lebih menjanjikan dibandingkan model SARIMA.

Kesimpulan

Model SARIMA relatif sederhana dan mudah diinterpretasikan, serta dapat berguna untuk peramalan jangka pendek. Di sisi lain, model deret waktu *fuzzy* adalah jenis model matematika yang dapat menangani data yang tidak tepat dan tidak pasti dengan menggunakan himpunan *fuzzy* dan logika *fuzzy*. Deret waktu *fuzzy* bisa efektif dalam menangkap ketidaklinieran dan ketidakpastian dalam data. Namun, model deret waktu *fuzzy* bisa lebih kompleks untuk diimplementasikan dan diinterpretasikan dibandingkan dengan model SARIMA. Dari pengujian prediksi presipitasi total bulanan selama 3 tahun, dan analisa yang telah dilakukan dapat disimpulkan metode *fuzzy time series* ini dapat diterapkan untuk memprediksi cuaca di Kabupaten Bandung, dan lebih presisi memberikan rata-rata galat lebih kecil dibandingkan prediksi dengan model SARIMA.

Daftar Pustaka

1. Zafor MA, Chakraborty A, Muniruzzaman SM, Mojumdar SR. Rain-fall forecasting in northeastern part of Bangladesh using time series ARIMA Model. *Research Journal of Engineering and Science*, E-ISSN. 2016;2278:9472.
2. Chen P, Niu A, Liu D, Jiang W, Ma B. Time Series Forecasting of Temperatures using SARIMA: An Example from Nan-jing. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*.

- 2018 aug;394:052024. Available from: <https://doi.org/10.1088/2F1757-899x/2F394/2F5/2F052024>.
3. Chen SM, Hwang JR. Temperature prediction using fuzzy time series. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*. 2000 apr;30(2):263-75. Available from: <https://doi.org/10.1109/2F3477.836375>.
 4. Dani S, Khan A, Sharma S. Forecasting average rainfall model based on Fuzzy Time Series in Chhattisgarh State. *International Journal of Advanced Scientific Research & Management (IJASRM)*. 2019;4(6):225-32.
 5. CHENG C, CHEN T, TEOH H, CHIANG C. Fuzzy time-series based on adaptive expectation model for TAIEX forecasting. *Expert Systems with Applications*. 2008 feb;34(2):1126-32. Available from: <https://doi.org/10.1016/2Fj.eswa.2006.12.021>.
 6. Garg B, Beg MMS, Ansari AQ, Imran BM. Fuzzy Time Series Prediction Model. In: *Information Intelligence, Systems, Technology and Management*. Springer Berlin Heidelberg; 2011. p. 126-37. Available from: https://doi.org/10.1007/2F978-3-642-19423-8_14.
 7. Chou MT. Fuzzy forecast based on fuzzy time series. In: *Time Series Analysis-Data, Methods, and Applications*. IntechOpen; 2018. .
 8. Nugroho SP, et al. Evaluasi dan analisis curah hujan sebagai faktor penyebab bencana banjir jakarta. *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*. 2002;3(2):91-7.