

Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* Untuk Peramalan Curah Hujan Harian

Laura Sari^{1*}, Annisa Romadloni², Rostika Listyaningrum³, Fadhilla Hazrina⁴, Nur Wahyu Rahadi⁵

^{1,2,3,5}Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Negeri Cilacap

⁴Program Studi Teknik Listrik, Politeknik Negeri Cilacap

^{1,2,3,4,5}Jln. Dr. Soetomo No.1 Karangcengis Sidakaya, Kabupaten Cilacap, 53212, Indonesia

E-mail: laurasari@pnc.ac.id¹, annisa.romadloni@pnc.ac.id², nadhifa007@gmail.com³, fadhillahazrina@pnc.ac.id⁴, n.wahyu.r@pnc.ac.id⁵

Abstrak

Info Naskah:

Naskah masuk: 18 Desember 2023

Direvisi: 28 Desember 2023

Diterima: 4 Januari 2024

Kabupaten Cilacap memiliki topografi serta keadaan geografis yang beragam yang menyebabkan wilayah ini memiliki curah hujan yang bervariasi secara spasial dan temporal. Sehingga dibutuhkan metode peramalan yang bisa menangani ketidakpastian dan fluktuasi tersebut. *Fuzzy Time Series Markov Chain* memanfaatkan konsep logika *Fuzzy* yang memberikan fleksibilitas dalam menangani data yang tidak pasti dan tidak terstruktur. Selain itu, penambahan elemen rantai *Markov* yang memanfaatkan konsep logika *Fuzzy* memberikan fleksibilitas dalam menangani data memungkinkan model menangkap hubungan antarwaktu dan perubahan status sistem yang bergantung pada status sebelumnya. Oleh sebab itu, penelitian ini memiliki tujuan untuk menganalisa kecocokan *Fuzzy Time Series Markov Chain* untuk meramalkan curah hujan harian di Kabupaten Cilacap. Metode ini cocok digunakan peramalan data curah hujan Kabupaten Cilacap. Nilai akurasi pada penelitian ini terlihat dari nilai RMSE dan SMAPE pada data *training (insampel)* berturut-turut adalah sebesar 58,76469 dan 0,7227493. Sedangkan pada data *testing (outsampel)* sebesar 56,01818 dan 0,7055117.

Keywords:

fuzzy time series markov;

chain;

forecasting;

rainfall.

Abstract

Cilacap Regency has diverse topography and geographical conditions which cause this region to have rainfall that varies spatially and temporally; therefore, a forecasting method to overcome these uncertainties and fluctuations is needed. *Fuzzy Time Series Markov Chain* utilizes *Fuzzy* logic which provides flexibility in handling uncertain and unstructured data. Moreover, the addition of *Markov* chain elements that utilize *Fuzzy* logic concepts provides flexibility in handling data allowing the model to capture inter-time relationships and changes in system state that depend on previous states. Therefore, the research aims to see the suitability of the *Fuzzy Time Series Markov Chain* for predicting daily rainfall in Cilacap Regency. The method is suitable for predicting rainfall data for Cilacap Regency. The accuracy value in this study can be seen from the RMSE and SMAPE values on the training data (in-sample), respectively, which are 58.76469 and 0.7227493. Meanwhile, the testing data (out sample) was 56.01818 and 0.7055117.

*Penulis korespondensi:

Laura Sari

E-mail: laurasari@pnc.ac.id

1. Pendahuluan

Wilayah Kabupaten Cilacap seluas 225.360,840 Ha. Kabupaten Cilacap memiliki 24 Kecamatan 269 desa dan 15 kelurahan. Wilayahnya mempunyai berbagai macam topografi, seperti perbukitan, dataran rendah, dan sungai-sungai yang melintasi wilayahnya [1]. Kondisi topografi ini memberikan dampak terhadap pola curah hujan di Kabupaten Cilacap. Curah hujan di Kabupaten Cilacap sangat bervariasi. Seperti data pada laman Badan Pusat Statistik, pada Tahun 2020, curah hujan di Bulan Agustus sebesar 34,60 mm^3 sedangkan di Bulan November curah hujan mencapai 826,70 mm^3 [2]. Variabilitas ini dipengaruhi oleh faktor iklim global, seperti El Nino dan La Nina, serta faktor lokal seperti topografi yang bervariasi dan pola penggunaan lahan [3].

Peramalan curah hujan memiliki peranan yang sangat penting dalam pengelolaan sumber daya alam terutama di wilayah pertanian seperti Kabupaten Cilacap. Peramalan yang baik dapat memberikan kontribusi besar terhadap pengelolaan irigasi, penghindaran bencana alam, dan perencanaan pertanian. Tantangan utama dalam memprediksi curah hujan di Kabupaten Cilacap antara lain curah hujan yang bervariasi secara spasial dan temporal. Oleh sebab itu, dibutuhkan suatu metode peramalan yang bisa menangani ketidakpastian dan fluktuasi tersebut sehingga dapat meningkatkan akurasi prediksi.

Data yang akan diramalkan adalah berupa data curah hujan, maka metode peramalan yang cocok adalah metode *time series*. Metode tersebut digunakan untuk menganalisa pola hubungan antara variabel numerik dan variasi waktu *time series*. Sedangkan *time series* sendiri merupakan kumpulan data yang disusun menurut periode tertentu secara berkala. Meskipun demikian, metode ini juga mempunyai keterbatasan dalam masalah nonnumerik sehingga perlu diterapkan metode *fuzzy time series* yang menggunakan konsep logika *fuzzy*. Konsep logika ini dapat menyelesaikan masalah *time series* dengan lebih efisien. Bilangan *fuzzy* terdiri atas dua bagian yaitu bagian linguistik dan bagian numerik. Bagian linguistik menggambarkan suatu kondisi yang tidak dapat dikuantifikasi. Sedangkan bagian numerik merupakan nilai yang menyatakan ukuran [4].

Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* pertama kali diusulkan oleh Tsaur. Dalam penelitian tersebut, Tsaur mengkombinasikan *Fuzzy Time Series* dengan rantai *Markov*. Kombinasi tersebut dimaksudkan untuk mendapatkan probabilitas keakuratan terbesar menggunakan matriks transisi. Penelitian yang dilakukan oleh Tama, dkk. [4], Rachim, dkk [5], serta Agan dan Yanti [6] menunjukkan bahwa peramalan dengan metode ini menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibanding *Fuzzy Time Series*. Metode ini telah digunakan oleh [7]. Penelitian tersebut menghasilkan nilai RMSE sebesar 64 untuk data *training* dan 90 untuk data *testing*.

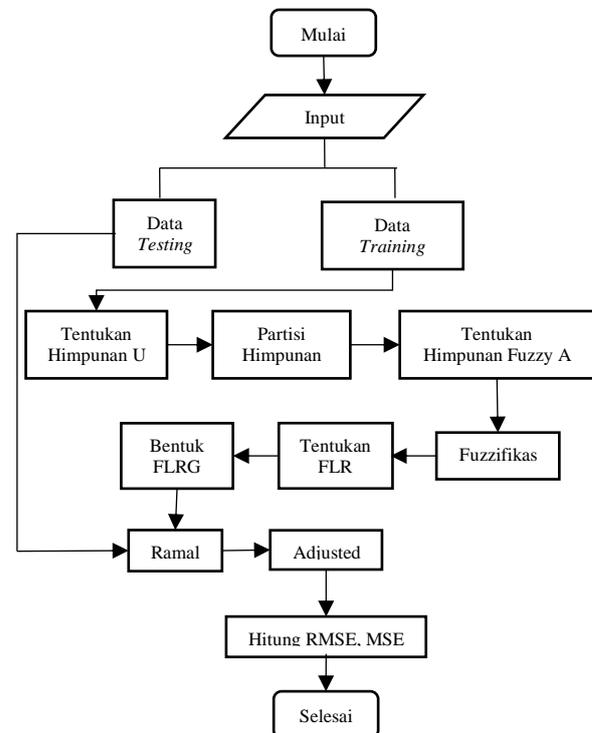
Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini menggunakan Rstudio dalam mengolah data sehingga memudahkan dalam penyesuaian baik dalam hal data maupun hasil peramalan. Sehingga diharapkan hasil peramalan lebih baik dari penelitian sebelumnya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melihat kecocokan Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* untuk melakukan

peramalan curah hujan harian di Kabupaten Cilacap. Kecocokan model akan diukur dengan RMSE dan SMAPE.

2. Metode

Penelitian ini menggunakan metode Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*. Metode ini adalah teknik yang dikembangkan dengan memanfaatkan metode *Markov Chain. Fuzzy Time Series* terdiri dari tiga langkah dasar yaitu fuzzifikasi, penentuan *Fuzzy Logical Relationship (FLR)*, serta defuzzifikasi [8]. Fuzzifikasi merupakan proses mengganti variabel non *fuzzy* menjadi variabel *fuzzy* untuk selanjutnya digunakan untuk penentuan FLR. FLR mengaitkan hubungan antara nilai numerik dan nilai linguistik yang ditetapkan oleh tabel fuzzifikasi [9].

Fuzzy Time Series Markov Chain memanfaatkan konsep logika *Fuzzy* yang memberikan fleksibilitas dalam menangani data yang tidak pasti dan tidak terstruktur [10]. Selain itu, Penambahan elemen rantai *Markov* memanfaatkan konsep logika *Fuzzy* yang memberikan fleksibilitas dalam menangani data yang tidak pasti dan tidak terstruktur memungkinkan model menangkap hubungan antarwaktu dan perubahan status sistem yang bergantung pada status sebelumnya. Model Rantai *Markov* dapat memberikan representasi yang baik untuk beberapa masalah yang melibatkan transisi keadaan [11]. Prosedur peramalan disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flow Chart Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*

Berdasarkan Gambar 1, secara garis besar tahapan yang dilakukan adalah data yang diperoleh dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Kemudian memfuzzifikasikan data *training* yang dimulai dengan membentuk himpunan semesta U dan mempartisi himpunan U . Selanjutnya membentuk matriks transisi *Markov* dengan cara membentuk *FRL* dan *FRLG*. Dan yang terakhir, peramalan

menggunakan matriks transisi. Secara detail, dijelaskan dalam langkah-langkah sebagai berikut [12].

- 1) Data dibagi menjadi data *training* dan data *testing*.
- 2) Menggunakan data *training*, ditentukan himpunan semesta U dengan persamaan

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (1)$$

dengan D_{min} adalah data minimum, D_{max} adalah data maksimum, sedangkan D_1 dan D_2 adalah bilangan real positif sebarang yang ditentukan oleh peneliti. D_1 dan D_2 ditujukan agar semua data dapat termuat dalam himpunan semesta U sehingga beberapa peneliti menggunakan $D_1 = D_2 = 0$.

- 3) Membuat himpunan bagian dari U yang disebut interval (L) yang panjangnya sama. Langkah ini menggunakan rumus *Sturges*.

$$c = 1 + 3,3 \times \log n \quad (2)$$

dimana n adalah jumlah data *training*. Panjang interval dihitung dengan

$$L = \frac{[(D_{max}+D_2)-(D_{min}-D_1)]}{c} \quad (3)$$

sehingga diperoleh interval-interval berikut.

$$\begin{aligned} u_1 &= [D_{min} - D_1, D_{min} - D_1 + L] \\ u_2 &= [D_{min} - D_1 + L, D_{min} - D_1 + 2L] \\ &\vdots \\ u_c &= [D_{min} - D_1 + (c - 1)L, D_{min} - D_1 + cL] \end{aligned} \quad (4)$$

- 4) Membentuk himpunan-himpunan *fuzzy*. Himpunan *fuzzy* ditentukan berdasarkan aturan derajat keanggotaan u_i berikut.

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & ; i = j \\ 0,5 & ; j = i - 1 \text{ atau } j = i + 1 \\ 0 & ; \text{lainnya} \end{cases} \quad (5)$$

- 5) Kemudian menentukan himpunan fuzzy dengan rumus

$$\begin{aligned} A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_n} \\ A_2 &= \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_n} \\ &\vdots \\ A_c &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \dots + \frac{0,5}{u_{c-1}} + \frac{1}{u_c} \end{aligned} \quad (6)$$

- 6) Melakukan fuzzifikasi terhadap data
- 7) Menentukan *Fuzzy Logical Relationships* (FLR). *Fuzzy Logic Relationships* (FLR) yaitu hubungan setiap data dengan data berikutnya.
- 8) Membentuk *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). FLRG merupakan pengelompokan dari setiap perpindahan dari A_i ke A_j yang ada di FLR.
- 9) Menghitung nilai peramalan pertama menggunakan Rantai Markov *training* yaitu dengan membentuk matriks probabilitas transisi. Matriks ini digunakan sebagai dasar dalam perhitungan peramalan. Probabilitas dari state saat ini menuju state berikutnya

yang tercantum dalam FLRG [13]. Matriks probabilitas transisi didefinisikan sebagai berikut.

$$P = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1c} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{c1} & P_{c2} & \dots & P_{cc} \end{pmatrix} \quad (7)$$

P_{ij} adalah peluang transisi dari A_i ke A_j yang dihitung dengan

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, i, j = 1, 2, 3, \dots, c \quad (8)$$

dengan M_{ij} adalah banyak transisi dari A_i ke A_j dengan satu langkah, dan M_i adalah jumlah transisi dari A_i . Peramalan pertama dihitung menggunakan rumus

$$\begin{aligned} F(t) &= m_1 P_{i1} + m_2 P_{i2} + \dots + m_{i-1} P_{i(i-1)} \quad (9) \\ &+ Y_{(t-1)} P_{ii} + m_{i+1} P_{i(i+1)} + \dots + m_c P_{ic} \end{aligned}$$

- 10) Melakukan penyesuaian (*adjusted*) kecenderungan peramalan dengan aturan

- a. Jika $Y(t-1) = A_i$ dan $Y(t) = A_j$ dengan $i < j$ atau A_i membuat transisi naik ke A_j , maka nilai penyesuaian D_t adalah

$$D_{t1} = \frac{L}{2} \quad (10)$$

- b. Jika $Y(t-1) = A_i$ dan $Y(t) = A_j$ dengan $i > j$ atau A_i membuat transisi turun ke A_j , maka nilai penyesuaian D_t adalah

$$D_{t1} = -\frac{L}{2} \quad (11)$$

- c. Jika $Y(t-1) = A_i$ dan A_i menjadi A_{i+s} , maka nilai penyesuaian D_t adalah

$$D_{t2} = \frac{L}{2} s, (1 \leq s \leq n - i) \quad (12)$$

- d. Jika $Y(t-1) = A_i$ dan A_i menjadi A_{i-v} , maka nilai penyesuaian D_t adalah

$$D_{t2} = -\frac{L}{2} v, (1 \leq v \leq i) \quad (13)$$

dengan L adalah panjang interval

- 11) Menentukan nilai peramalan akhir menggunakan persamaan [7]

$$\begin{aligned} F'(t) &= F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2} \\ &= F(t) \pm \frac{L}{2} \pm \frac{L}{2} v \end{aligned} \quad (14)$$

- 12) Menghitung RMSE dengan rumus

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2}{n}} \quad (15)$$

$$SMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|x_t - \hat{x}_t|}{|x_t + \hat{x}_t|/2} \quad (16)$$

Semakin kecil nilai RMSE dan SMAPE (mendekati 0), maka peramalan sesuai dengan keadaan sebenarnya.

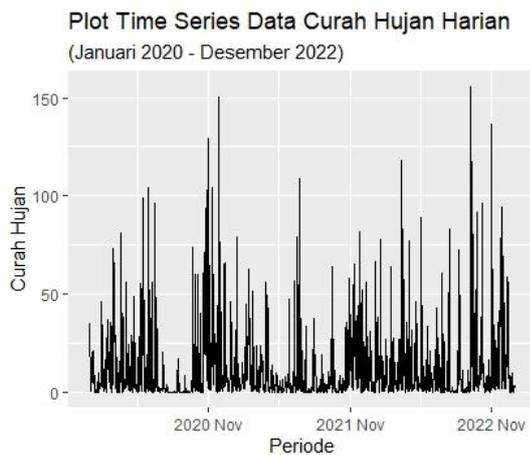
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Data Understanding

Penelitian ini menganalisis data curah hujan harian Kabupaten Cilacap yang diunduh pada laman www.visualcrossing.com. Data terdiri dari 1096 pegamatan pada kurun waktu Januari 2020 hingga Desember 2022. Data curah hujan merupakan data *time series* yang disusun secara harian. Pada Tabel 2 merupakan data yang digunakan dalam penelitian ini, dan Plot data diperlihatkan pada gambar 2.

Tabel 1. Curah Hujan Harian Kabupaten Cilacap

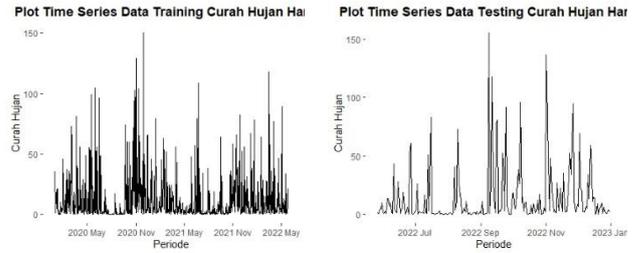
t	datetime	precip
1	2020-01-01	35,3
2	2020-01-02	2,3
3	2020-01-03	1
4	2020-01-04	1
5	2020-01-05	15,9
⋮	⋮	⋮
1092	2022-12-27	0,6
1093	2022-12-28	0,4
1094	2022-12-29	3,6
1095	2022-12-30	3,3
1096	2022-12-31	2



Gambar 2. Time Series Data Curah Hujan Harian Kabupaten Cilacap

Pada Gambar 2 terlihat curah hujan tertinggi ada pada Tahun 2020 dan 2022. Sedangkan pada akhir Tahun 2021 curah hujan mengalami penurunan yang signifikan. Selain itu, menunjukkan curah hujan di Kabupaten Cilacap sangat berfluktuasi.

Data selanjutnya dibagi dengan rasio 80 : 20. Delapan puluh persen dari jumlah data yaitu sebanyak 877 sebagai data *training* dan 219 sebagai data *testing*. Data *training* dimaksudkan untuk membuat model, sedangkan data *testing* untuk melihat kecocokan model.



Gambar 3. Time Series Data Training dan Data Testing

3.2 Pembentukan Matriks Transisi

Langkah pertama dalam peramalan menggunakan Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* adalah membuat himpunan U dari data *training*. Data minimum (D_{min}) yaitu 0, dan data maksimum (D_{max}) yaitu 150,3. Sedangkan $D_1 = 0$ dan $D_2 = 49,7$. Berdasarkan persamaan 1, himpunan semesta yang terbentuk adalah $[0; 200]$. Himpunan U kemudian dipartisi menjadi kelas-kelas berdasarkan persamaan 2 dan 3. Berdasarkan interval tersebut, data lalu diubah menjadi bentuk *fuzzy* (fuzzifikasi). Caranya adalah jika data termasuk dalam interval u_i , maka data difuzzifikasi menjadi A_i . Data hasil fuzzifikasi terlihat pada Tabel 3.

Tabel 2 Partisi Himpunan U

	Interval Bawah	Interval Atas
u_1	0.00000	1.818.182
u_2	1.818.182	3.636.364
u_3	3.636.364	5.454.545
u_4	5.454.545	7.272.727
u_5	7.272.727	9.090.909
u_6	9.090.909	10.909.091
u_7	10.909.091	12.727.273
u_8	12.727.273	14.545.455
u_9	14.545.455	16.363.636
u_{10}	16.363.636	18.181.818
u_{11}	18.181.818	20.000.000

Tabel 3. Fuzzifikasi Data *Training*

t	training	fuzzifikasi
1	35.3	2
2	2.3	1
3	1.0	1
4	1.0	1
5	15.9	1
⋮	⋮	⋮

Dari hasil fuzzifikasi pada Tabel 3, dapat dibuat *Fuzzy Logic Relationships* (FLR). Selanjutnya FLR akan digunakan untuk membentuk *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG). FLRG yang dibentuk berdasarkan FLR ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Fuzzy Logic Relationship Group (FLRG)

next current	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	583	61	29	12	7	5	1	1	1
2	61	17	5	6	2	1	0	0	0
3	32	2	1	4	1	1	0	0	0
4	12	4	5	0	0	1	0	0	0
5	6	3	1	0	0	0	0	0	0
6	3	5	0	0	0	0	0	0	0
7	1	0	0	0	0	0	0	0	0
8	1	0	0	0	0	0	0	0	0
9	1	0	0	0	0	0	0	0	0

Matriks transisi *Markov* dibentuk berdasarkan FLRG. Matriks transisi adalah matriks yang setiap elemennya menunjukkan peluang yang diperoleh menurut persamaan 8. Matriks transisi adalah:

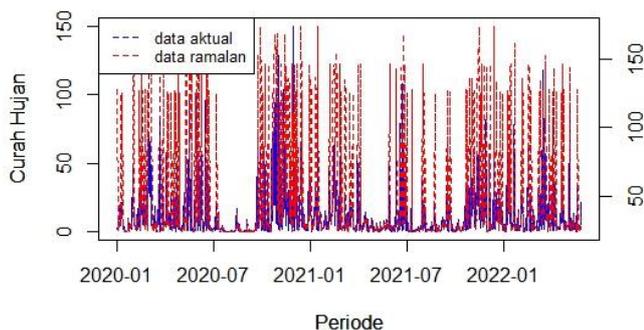
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.83286	0.08714	0.04143	0.01714	0.01000	0.00714	0.00143	0.00143	0.00143
2	0.66304	0.18478	0.05435	0.06522	0.02174	0.01087	0.00000	0.00000	0.00000
3	0.78049	0.04878	0.02439	0.09756	0.02439	0.02439	0.00000	0.00000	0.00000
4	0.54545	0.18182	0.22727	0.00000	0.00000	0.04545	0.00000	0.00000	0.00000
5	0.60000	0.30000	0.10000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
6	0.37500	0.62500	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
7	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
8	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
9	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

3.3 Hasil Peramalan

Setelah terbentuk matriks transisi, langkah berikutnya adalah peramalan. Peramalan awal dihitung sebagaimana persamaan 9 yang ditunjukkan dalam Tabel 5. Perbandingan aktual data dan peramalan ditunjukkan Gambar 4.

Tabel 5 Hasil Peramalan Data *Training*

Periode	Data aktual	Ramal	Adjusted
2020-01-01	2.3	13,656	12,756
2020-01-02	1.0	26,019	26,019
2020-01-03	1.0	24,936	24,936
2020-01-04	15.9	24,936	24,936
2020-01-05	16.1	37,346	37,346



Gambar 4. Plot Perbandingan Hasil Peramalan dengan Data Aktual *Training*

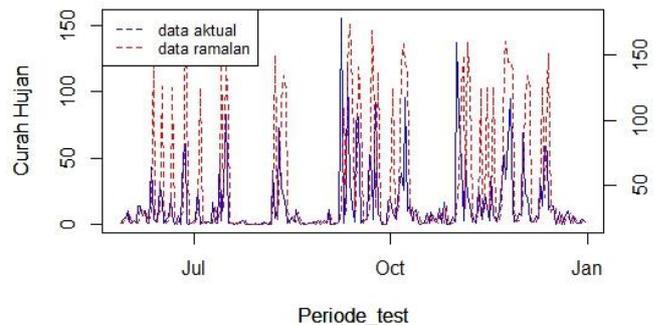
Gambar 4. menunjukkan bahwa hasil peramalan cocok untuk data curah hujan harian yang berfluktuasi. Meskipun terlihat peramalan memberikan hasil yang overestimate.

3.4 Pengujian dan Analisis

Pengujian keakuratan hasil peramalan dihitung menggunakan RMSE dan SMAPE. Adapun nilai RMSE dan SMAPE pada data *training* berturut-turut adalah sebesar 58,76469 dan 0.7227493. Hal ini menunjukkan bahwa hasil peramalan masih belum cukup akurat untuk menggambarkan curah hujan harian di Kabupaten Cilacap.

Ada beberapa hal yang mempengaruhi keakuratan hasil peramalan. Seperti yang terlihat pada Tabel 5. Hasil ramalan memberikan hasil yang lebih tinggi dari data aktual. Beberapa cara yang dapat dilakukan untuk meningkatkan keakuratan hasil peramalan adalah dengan mencari panjang interval yang sesuai. Seperti yang ditemukan oleh Puspitasari dan Afianto [3], bahwa terdapat pengaruh dari panjang interval range pada akurasi hasil peramalan. Di sisi lain, data yang tidak stasioner cenderung mempunyai tren atau pola yang mungkin tidak mencerminkan karakteristik sistem yang sebenarnya. Hal ini dapat meningkatkan risiko *overfitting*, yaitu model yang terlalu cocok dengan tren atau pola yang tidak relevan [14].

Model kemudian diterapkan pada data *testing*. Nilai RMSE dan SMAPE berturut-turut sebesar 56,01818 dan 0,7055117. Perbandingan hasil peramalan dan data *testing* diperlihatkan Gambar 5.



Gambar 5. Plot Hasil Peramalan dengan Data Aktual *Testing*

Nilai RMSE yang diperoleh dari penelitian ini kemudian diuji komparasi menggunakan Uji Wilcoxon. Menurut [15], Uji Wilcoxon adalah uji nonparametris untuk mengukur adanya perbedaan dari dua sampel yang saling berpasangan. Uji ini sebagai pengganti Uji t-test saat data tidak berdistribusi normal. Uji ini mirip dengan Uji McNemar. Perbedaannya adalah Uji McNemar digunakan data nominal sedangkan Uji Wilcoxon digunakan untuk data ordinal.

Uji komparasi Wilcoxon menghasilkan nilai p-value sebesar $9,489 \times 10^{-5}$ dimana nilainya kurang dari 0,05. Berarti bahwa nilai RMSE dari penelitian ini lebih akurat dari penelitian sebelumnya.

4. Kesimpulan

Hasil dan analisis dari penelitian ini memberikan kesimpulan antara lain Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* cocok untuk meramalkan data curah hujan Kabupaten

Cilacap. Nilai RMSE dan SMAPE pada penelitian ini untuk data *training (insampel)* berturut-turut adalah sebesar 58,76469 dan 0.7227493. Di sisi lain, metode ini menghasilkan peramalan data *testing (outsampel)* dengan nilai RMSE dan SMAPE yang lebih kecil dari *insampel*, yaitu sebesar 56,01818 dan 0,7055117. Meskipun Uji Wilcoxon menerangkan bahwa hasil RMSE lebih baik dari penelitian sebelumnya, namun nilai akurasi pada penelitian ini masih rendah. Sehingga perlu penelitian lebih dalam untuk meningkatkan keakuratan hasil peramalan.

Ucapan Terimakasih

Terimakasih kepada Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Cilacap yang telah menyediakan tempat dan sarana untuk penelitian, dan Politeknik Negeri Cilacap yang telah memberikan dana penelitian. Penelitian ini didanai oleh Hibah DIPA Internal Penelitian Stimulus Dosen Pemula Politeknik Negeri Cilacap Tahun 2023.

Daftar Pustaka

- [1] M. Yustiana, M. Zainuri, D. N. Sugianto, M. P. N. Batubara, and A. M. Hidayat, "Dampak Variabilitas Iklim Inter-Annual (El Niño, La Niña) Terhadap Curah Hujan dan Anomali Tinggi Muka Laut di Pantai Utara Jawa Tengah," *Bul. Oseanografi Mar.*, vol. 12, no. 1, pp. 109–124, 2023, doi: 10.14710/buloma.v12i1.48377.
- [2] Stasiun BMKG Kabupaten Cilacap, "Banyaknya Curah Hujan dan Hari Hujan/Number of Precipitations and Rainy days 2017-2019." <https://cilacapkab.bps.go.id/indicator/151/324/1/banyaknya-curah-hujan-dan-hari-hujan-number-of-precipitations-and-rainy-days.html>
- [3] Desy Ika Puspitasari and Mochammad Arif Afianto, "Implementasi Fuzzy Time Series Markov Chain Model (Ftsmcm) Dalam Prediksi Jumlah Produksi Ayam Potong," *J. Teknol. Inf. Univ. Lambung Mangkurat*, vol. 2, no. 2, pp. 45–50, 2017, doi: 10.20527/jtiulm.v2i2.19.
- [4] A. A. Tama and D. R. S. Saputro, "Algoritme Average-Based Fuzzy Time Series Markov-Chain," *Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 5, pp. 711–715, 2022, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [5] Rachim. F, Tarno, and Sugito, "Perbandingan Fuzzy Time Series dengan Metode Chen dan Metode S. R. Singh," *J. Gaussian*, vol. Vol.9, pp. 306–315, 2020.
- [6] Agan and Teti Sofia Yanti, "Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain dan Fuzzy Time Series Chen Average Based untuk Peramalan Volume Impor Migas.," *Bandung Conf. Ser. Stat.*, vol. 2, no. 2, pp. 207–216, 2022, doi: 10.29313/bcss.v2i2.3853.
- [7] I. Muhandhis, A. S. Ritonga, and M. H. Murdani, "Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metode Average-Based Fuzzy Time Series Markov Chain," *Pros. Semin. Nas. Penelit. dan Pengabd. Masyarakat*, vol. 5, no. 1, pp. 118–122, 2020, [Online]. Available: <http://prosiding.unirow.ac.id/index.php/SNasPPM>
- [8] R. C. Tsaor, "A fuzzy time series-Markov chain model with an application to forecast the exchange rate between the Taiwan and us Dollar," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 8, no. 7 B, pp. 4931–4942, 2012.
- [9] D. L. Rahakbauw, A. Afriananda, and H. W. M. Patty, "Perbandingan Logika Fuzzy Metode Sugeno dan Metode Mamdani Untuk Deteksi Dini Penyakit Stroke," *Tensor Pure Appl. Math. J.*, vol. 3, no. 1, pp. 11–22, 2022, doi: 10.30598/tensorvol3iss1pp11-22.
- [10] I. Admirani, "Model Ruey Chyn Tsaor Fuzzy Time Series Untuk Prediksi Pendaftaran Mahasiswa Baru," *56 J. JUPITER*, vol. 12, no. 2, pp. 56–64, 2020.
- [11] B. Hidayah, R. V. Budhiyati, and P. Hendikawati, "Aplikasi diagonalisasi matriks pada rantai Markov (Application of matrix diagonalization on Markov chain)," *Sain Dasar*, vol. 3, no. 1, pp. 20–24, 2014.
- [12] I. Fikri, Admi Salma, Dodi Vionanda, and Zilrahmi, "Comparison of Fuzzy Time Series Markov Chain and Fuzzy Time Series Cheng to Predict Inflation in Indonesia," *UNP J. Stat. Data Sci.*, vol. 1, no. 4, pp. 306–312, 2023, doi: 10.24036/ujsds/vol1-iss4/76.
- [13] S. Hariyanto, Y. D. Sumanto, S. Khabibah, and Zaenurrohman, "Average-Based Fuzzy Time Series Markov Chain Based on Frequency Density Partitioning," *J. Appl. Math.*, vol. 2023, 2023, doi: 10.1155/2023/9319883.
- [14] T. Indayani and M. Y. Darsyah, "Pemilihan Model Peramalan Terbaik Menggunakan Model Arima dan Winters Untuk Meramalkan Indeks LQ45," *Pros. Semin. Nas. Mhs. Unimus*, vol. 1, pp. 336–342, 2018.
- [15] A. Heryana and U. E. Unggul, "UJI MCNEMAR DAN UJI WILCOXON (Uji Hipotesa Non-Parametrik Dua Sampel)," no. May, 2020, doi: 10.13140/RG.2.2.17682.48325.