PERAMALAN CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE AVERAGE-BASED FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN

by Harist Murdani

Submission date: 29-Aug-2022 10:10AM (UTC+0700)
Submission ID: 1888546957
File name: ZY_TIME_SERIES_MARKOV_CHAIN_-_2020_-_Muhammad_Harist_Murdani.pdf (181.09K)
Word count: 2393
Character count: 12422

Prosiding Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masayarakat
Vol. 5, No. 1 (2020), Hal. 118-122
e-ISSN : 2580-3921 – p-ISSN : 2580-3913

PERAMALAN CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE AVERAGE-BASED FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN

Isnaini Muhandhis[1*], Alven Safik Ritonga[2], M. Harist Murdani[3]
[1,2,3] Teknik Informatika, Universitas Wijaya Putra
*Email: isnainimuhandhis@uwp.ac.id

ABSTRAK

Perubahan iklim yang terjadi secara global meyebabkan perubahan musim yang sulit untuk diprediksi. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan peramalan curah hujan untuk memprediksi awal musim hujan dan musim kemarau pada stasiun klimatologi Kalianget, Sumenep. Metode yang digunakan adalah Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain. Peramalan curah hujan bulanan menggunakan metode Average Based FTS Markov Chain memiliki akurasi peramalan yang baik dengan nilai MAPE 10% dan RMSE 64 pada data training. Hasil pengujian pada data testing menunjukkan nilai MAPE yang sama yaitu 10%. Selisih perkiraan awal musin kemarau hanya sekitar 1,2 bulan, sedangkan selisih perkiraan akhir musim kemarau hanya 0,2 bulan. Dengan demikian hasil peramalan curah hujan ini dapat menjadi penunjang keputusan bagi para stakeholder salah satunya petani setempat untuk menentukan awal musim hujan dan musim kemarau di Sumenep, Madura.

Kata Kunci: peramalan; akurat; perubahan iklim; sistem penunjang keputusan.

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara tropis yang memiliki dua musim sepanjang tahun yaitu musim hujan dan musim kemarau. Perubahan iklim yang terjadi secara global meyebabkan perubahan musim yang sulit untuk diprediksi. Pada tahun 2013 terjadi kemarau basah akibat La Nina sehingga berdampak pada bidang pertanian seperti gagal panen dan produksi garam yang turun [1]. Hal ini terjadi karena curah hujan tetap tinggi meski telah memasuki musim kemarau, sehingga merusak lahan sawah yang siap dipanen. Begitu juga para petani garam yang tidak dapat melakukan produksi garam karena penguapan air laut terhambat karena intensitas hujan yang tinggi. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang dapat membantu petani memprediksi datangnya musim hujan dan musim kemarau sebagai pedoman waktu tanam dan waktu panen. Pada penelitian ini, kami akan membuat sebuah sistem peramalan curah hujan dengan mangambil kasus pada stasiun klimatologi Kalianget, Sumenep dengan menggunakan metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain.

Fuzzy time series pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom [2]. Cara kerja FTS adalah dengan memprediksi data berdasarkan data histori yang dimiliki, data aktual dibentuk dalam nilai-nilai linguistic fuzzy. Fuzzy time series telah banyak digunakan dan diterapkan dalam analisis data runtun waktu. Data curah hujan termasuk dalam data runtun waktu musiman yang dapat diprediksi berdasarkan histori data yang ada. Banyak penelitian yang dilakukan untuk mengembangkan metode FTS klasik, salah satunya adalah FTS Markov Chain [3].

Adapun tujuan dalam penelitian ini adalah membuat sistem peramalan curah hujan untuk menentukan awal musim hujan dan musim kemarau dengan menggunakan metode Average Based FTS Markov Chain.

METODE PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

Kami mendapatkan data curah hujan bulanan stasiun klimatologi Kalianget dari BMKG. Adapun data curah hujan bulanan tahun 2014-2018 akan digunakan sebagai data *training*, sedangkan data tahun 2019 sampai Juli 2020 akan digunakan sebagai data *testing* peramalan.

B. Metode Peramalan

Pada penelitian ini kami menggunakan metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain. Pendekatan average based untuk penentuan interval lebih akurat dibanding rumus Sturges [4]. Selain itu Average Based FTS Markov Chain juga terbukti memiliki akurasi tinggi dalam beberapa kasus peramalan [5].

Average based merupakan algoritma dalam FTS yang digunakan untuk menentukan interval fuzzy berbasis rata-rata. Adapun tahapan peramalan dengan menggunakan Average Based FTS Markov Chain adalah sebagai berikut [3][6][7]:

1. Mendefinisikan himpunan semesta U dan menentukan nilai terkecil dan terbesar.
2. Hitung semua nilai selisih absolut dari data histori, kemudian cari nilai rata-ratanya.
3. Mencari nilai panjang interval dengan membagi dua nilai rata-rata selisih absolut pada langkah ke-2.
4. Menghitung banyaknya interval dalam himpunan semesta *U* dengan persamaan 1.

$$l = \frac{[U_{max} - U_{min}]}{n} \quad (1)$$

5. Membagi himpunan semesta *U* menjadi beberapa interval yang didapatkan dari langkah ke-4. Adapun lebar tiap interval didapatkan dari langkah ke-3.
6. Menentukan nilai linguistic untuk setiap interval.
7. Proses fuzzifikasi data yaitu dengan memberikan nilai linguistic pada data aktual.
8. Menentukan Fuzzy Logic Relatinship dengan melihat *Current State* dan *Next State* di tiap runtun data.
9. Mengemlompokkan FLR ke dalam group (membentuk FLRG)
10. Membuat matrik probabilitas transisi state sebagaimana pada persamaan 2 dengan menginduksikan informasi probabilitas antar state dari fuzzy logic relation group (FLRG) yang terbentuk.

$$R = \begin{pmatrix} P_{11} & \dots & P_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{n1} & \dots & P_{nn} \end{pmatrix} \quad (2)$$

11. Menghitung nilai peramalan awal berdasarkan FLRG dan matriks probabilitas.
12. Menentukan nilai penyesuaian dengan ketentuan berikut:
    - Jika state A_m berkomunikasi dengan A_m, berawal dari A_m pada saat *t-1* sebagaimana *F(t -1)* = A_m dan terjadi perpindahan transisi ke state A_n pada saat *t* dimana *(m < n)*, maka penyesuaian nilai D_t adalah dengan $D_{t1} = (L/2)$.
    - Jika state A_m berkomunikasi dengan A_m berawal dari A_m pada saat *t-1* sebagaimana *F(t-1)*= A_m dan terjadi perpindahan transisi ke state A_n pada saat t, (m > n), maka penyesuaian nilai D_t adalah dengan $D_{t1} = - (L/2)$.
    - Jika state A_i pada saat *t-1* dengan *F(t-1)* = A_m dan transisinya maju ke state A_{m+s} pada saat *t*, $m \le s \le n-1$, maka penyesuaian nilai D_t adalah dengan $D_{t2} = (L/2)s$, $(m \le s \le n-1)$.
    - Jika state A_m pada saat *t-1* dengan *F(t-1)* = A_m kemudian transisinya mundur ke state A_{m-v} pada saat t, $1 \le v \le m$, maka penyesuaian nilai Dt adalah dengan: $Dt2 = -(L/2)v$, $(1 \le v \le i)$.

    Ket : *L* adalah lebar interval
13. Menghitung nilai peramalan akhir dengan persamaan 3.

$$F't = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2}$$
$$= F(t) \pm \frac{L}{2} \pm \frac{L}{2} v \quad (3)$$

Setelah proses peramalan selesai dilakukan, maka tahap berikutnya adalah mengukur akurasi peramalan menggunakan MAPE dan RMSE yang terdapat pada persamaan 4 dan 5.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n} (actual(t) - forecast(t))^2}{n}} \quad (5)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis proses peramalan curah hujan menggunakan Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain

Tahap pertama yang dilakukan untuk melakukan peramalan data adalah melihat data histori curah hujan sebagai himpunan semesta *U*. Kita definisikan nilai terkecil (D_{min}) dan nilai terbesar (D_{max}) pada data tersebut dimana nilai D_{min}=0 dan D_{max}=400. Selanjutnya kita hitung selisih absolut dari data histori. Dari sejumlah 60 data histori didapatkan rata-rata selisih absolut sebesar 78,11. Hasil tersebut kemudian dibagi 2 sehingga menjadi 39,05 yang dibulatkan menjadi 40. Dari perhitungan tersebut dapat diketahui bahwa tiap data dapat dibagi menjadi 40 interval, maka himpunan semesta *U* akan dibagi menjadi 40 interval untuk tiap data. Dengan menggunakan persamaan (1) akan

diperoleh rentang nilai dari tiap interval (l) di setiap data yaitu :

$$l = \frac{[U_{max} - U_{min}]}{n} = \frac{400-0}{40} = 10$$

Dari perhitungan tersebut didapatkan 10 interval untuk pembagian himpunan semesta U yaitu $u_1, u_2, u_3, \ldots, u_{10}$. Adapun 10 interval dalam himpunan U adalah:

u_1=(0,40)	u_6=(200, 240)
u_2=(40,80)	u_7=(240, 280)
u_3=(80,120)	u_8=(280, 320)
u_4=(120,160)	u_9=(320, 360)
u_5=(160,200)	u_{10}=(360, 400)

Nilai linguistik yang diperoleh adalah:

$A_1 = 1/u_1 + 0{,}5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$

$A_2 = 0{,}5/u_1 + 1/u_2 + 0{,}5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$

$A_3 = 0/u_1 + 0{,}5/u_2 + 1/u_3 + 0{,}5/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$

$A_4 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0{,}5/u_3 + 1/u_4 + 0{,}5/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$

$A_5 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0{,}5/u_4 + 1/u_5 + 0{,}5/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$

$A_6 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0{,}5/u_5 + 1/u_6 + 0{,}5/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$

$A_7 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0{,}5/u_6 + 1/u_7 + 0{,}5/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$

$A_8 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0{,}5/u_7 + 1/u_8 + 0{,}5/u_9 + 0/u_{10}$

$A_9 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0{,}5/u_8 + 1/u_9 + 0{,}5/u_{10}$

$A_{10} = 0/u_1 + 0{,}5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0{,}5/u_9 + 1/u_{10}$

Langkah berikutnya adalah Fuzzifikasi data curah hujan yang disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Fuzzifikasi data

No	Data Aktual	Fuzzifikasi
1	201	A_6
2	324	A_9
3	146	A_4
4	123	A_4
5	29	A_1
⋮	⋮	⋮
59	170	A_5
60	261	A_7

Langkah berikutnya adalah menentukan *fuzzy logic relationship* (FLR) dan *fuzzy logic relationship group* (FLRG) seperti tertuang pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Fuzzy Logic Relationship (FLR)

Urutan Data	FLR	Urutan Data	FLR
1 → 2	A6→A9	6 → 7	A1→A1
2 → 3	A9→A4	7 → 8	A1→A1
3 → 4	A4→A4	⋮	⋮
4 → 5	A4→A1	58 → 59	A1→A5
5 → 6	A1→A1	59 → 60	A5→A7

Tabel 3. Fuzzy Logic Relationship Group

Current State		Next State
A1	→	20(A1), A3, A5, A7, 2(A8)
A2	→	2(A1), 3(A4), A7
A3	→	A5
A4	→	3(A1), 2(A2), 2(A4), A5
A5	→	A2, 2(A5), A7, A9
A6	→	A4, 2(A9)
A7	→	A6, A10
A8	→	2(A2), A4, A6, A8
A9	→	A2, A4, A8
A10	→	A8

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai peramalan dengan model average based FTS Markov Chain, dengan tahapan berikut:

- Membuat matrik probabilitas transisi state berorde 10 x 10 dengan elemennya adalah $P_{ij} = M_{ij}/M_i$.
- Menghitung nilai peramalan berdasarkan pada FLRG dan matriks probabilitas pada Tabel 4. Contoh untuk menghitung nilai peramalan dengan FLRG berupa $A_6 \rightarrow A_4, 2(A_9)$ maka F(t) → $A_6 = A_6 * P_{64} + A_6 * P_{69} = 120x(0{,}33) + 320x(0{,}67) = 253$.

Tabel 4. Hasil Perhitungan Peramalan Awal

No	Data Aktual	Peramalan
1	201	-
2	324	253
3	146	147
4	123	60
5	29	60
⋮	⋮	⋮
59	170	42
60	261	184

Tahap berikutnya adalah menyelesaikan kecenderungan nilai peramalan awal. Untuk melakukan hal tersebut digunakan persamaan yang ada pada Langkah 12. Misalkan pada data curah hujan untuk t=1 berdasarkan Tabel 3 dapat diketahui bahwa state selanjutnya adalah A_9 dan state saat ini adalah A_6. Hal ini

menunjukkan persamaan yang tepat untuk kondisi tersebut adalah persamaan pada kondisi ketiga di langkah 12, dengan s=9−6=3, maka diperoleh :

$$D_{t1} = 20\ x\ s = 20\ x\ 3 = 60$$

Setelah semua nilai penyesuaian telah dihitung, maka tahap terakhir adalah menentukan nilai peramalan dengan persamaan (3). Sebagai contoh hasil peramalan akhir dari t=1 adalah:

$$F'(t) = 253 + 60 = 313$$

Dengan cara yang sama, maka ringkasan hasil peramalan akhir dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Peramalan Akhir

No	Data Aktual	Peramalan Akhir
1	201	-
2	324	313
3	146	47
4	123	60
5	29	0
6	16,8	41,6
7	16,7	41,6
8	0,4	41,6
9	0	41,6
10	0	41,6
⋮	⋮	⋮
59	170	80
60	261	40

B. Pengujian dan Analisis

Pada penelitian ini, peramalan curah hujan menggunakan data *training* curah hujan bulanan tahun 2014-2018. Adapun data *testing* adalah curah hujan bulanan tahun 2019 sampai Juli 2020. Akurasi peramalan dihitung dengan menggunakan MAPE dan RMSE. Adapun nilai MAPE pada data training sebesar 10% yang artinya metode Average Based FTS Markov Chain memiliki akurasi peramalan yang baik. Sedangkan nilai RMSE pada data training adalah 64.

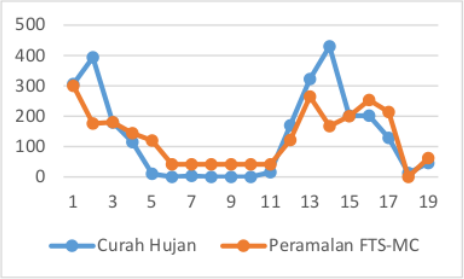
Menurut BMKG, musim hujan ditandai dengan jumlah curah hujan > 150 mm per bulan. Artinya musim kemarau dimulai pada bulan dimana curah hujan < 150 mm/bulan. Informasi tersebut dapat digunakan untuk memperkirakan masa awal musim hujan dan musim kemarau. Perhitungan selisih penentuan awal dan akhir musim kemarau dirangkum pada Tabel 6.

Tabel 6. Perkiraan Musim Kemarau

Year	Data Aktual	Prediksi	Selisih Awal Musim Kemarau	Selisih Akhir Musim Kemarau
2014	Mar-Nop	Mar-Nop	0	0
2015	Mei-Des	Mar-Des	2	0
2016	Mei-Sep	Mei-Sep	0	0
2017	Mei-Okt	Mar-Okt	2	0
2018	Apr-Okt	Feb-Nop	2	-1
Rata-rata Selisih (absolut)			1,2	0,2

Dilihat pada Tabel 6, selisih perkiraan awal musin kemarau hanya sekitar 1,2 bulan. Sedangkan selisih perkiraan akhir musim kemarau hanya 0,2 bulan. Hal ini menunjukkan bahwa metode Average Based FTS Markov Chain dapat menentukan awal musim kemarau dengan baik.

Pemodelan average based FTS Markov Chain tersebut kemudian digunakan untuk melakukan peramalan pada data testing. Nilai MAPE pada data testing sebesar 10,27 sedangkan nilai RMSE sebesar 90 yang artinya peramalan yang dihasilkan sudah cukup baik. Perbandingan hasil peramalan dan data aktual pada data testing dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Perbandingan antara data aktual dan peramalan Average Based FTS Markov Chain pada data testing

KESIMPULAN

Peramalan curah hujan bulanan menggunakan metode Average Based FTS Markov Chain memiliki akurasi peramalan yang baik dengan nilai MAPE 10% dan RMSE 64 pada data *training*. Hasil pengujian pada data *testing* menunjukkan nilai MAPE yang sama yaitu 10%. Selisih perkiraan awal musin kemarau hanya sekitar 1,2 bulan, sedangkan selisih perkiraan akhir musim kemarau hanya 0,2 bulan. Hal ini menunjukkan bahwa metode Average Based FTS Markov Chain dapat menentukan awal musim dengan baik.

Dengan demikian hasil peramalan ini dapat menjadi penunjang keputusan bagi para *stakeholder* salah satunya petani setempat untuk menentukan awal musim hujan dan musim kemarau di Sumenep, Madura.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Badan Pengkajian dan Pengembangan Perdagangan. (2017). Badan Pengkajian dan Pengembangan Perdagangan Kemendag. Retrieved from Badan Pengkajian dan Pengembangan Perdagangan Kemendag: http://bppp.kemendag.go.id/media_content/2017/08/Isi_BRIK_Garam.pdf.

[2] Song Q. dan B. S. Chissom. (1993). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets Syst*., vol. 54, no. 3, pp. 269–277.

[3] Tsaur, R. C. (2012). A fuzzy time series markov-chain model with an application to forecast the exchange rate between the Taiwan and Us dollar. *International Journal of Innovative Computing Information and Control*, 4931-4942.

[4] Redi, 2018. Perbandingan Metode Sturges dan Average-Based pada Analisis Fuzzy Time Series Cheng Untuk Peramalan Data Deret Waktu. *Skripsi*. Bandar Lampung: Program Sarjana Universitas Lampung

[5] Noh, J., Wiyono dan Yudaningtyas, E. 2015. Model Average Based FTS Markov Chain untuk Peramalan Penggunaan Bandwidth Jaringan Komputer. *Jurnal EECCIS*, vol. 9, no. 1, 31-36.

[6] Rachmawansah, K., 2014. Average based fuzzy time series untuk peramalan kurs valuta asing. *Skripsi*. Malang: Universitas Brawijaya Malang.

[7] Xihao, Sun, dan Yimin Li, 2008. Average-based FTS models for forecasting Shanghai compound index. *World journal of modelling and simulation*. 4 (2): 104-107.

PERAMALAN CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE AVERAGE-BASED FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN

ORIGINALITY REPORT

7%	13%	8%	12%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	ejurnal.its.ac.id Internet Source	4%
2	media.neliti.com Internet Source	4%

Exclude quotes	On	Exclude matches	< 3%
Exclude bibliography	On		