

Terapan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain untuk Prediksi Harga Telur Puyuh

Usman Nurhasan ^{1,*}, Anisa Dyah Fatmawati Almahfudi ², Budi Harijanto ³

Jurusan Teknologi Informasi Politeknik Negeri Malang

JL. Soekarno Hatta No. 9 Kec. Lowokwaru Kota Malang 65141

e-mail : usmannurhasan@polinema.ac.id¹; anisadyah353@gmail.com²; budi.harijanto@polinema.ac.id³;

ABSTRAK

Peternakan burung puyuh merupakan salah satu sektor peternakan yang paling efisien dalam menyediakan daging dan telur serta merupakan bahan makanan sumber hewani yang bergizi tinggi. Sama seperti pada umumnya komoditas ternak lain, pasar telur puyuh juga terkadang mengalami fluktuasi harga. Peningkatan produksi telur menjadi faktor utama inflasi. Oleh karena itu, pembuatan sistem berbasis teknologi yang dapat memberikan gambaran harga telur puyuh dimasa yang akan datang, hal ini akan sangat membantu dalam kelangsungan perkembangan usaha ternak. Sistem ini akan sangat bermanfaat untuk peternak yang tergabung dalam NS *Quail Farm* karena mereka dapat mengetahui waktu yang tepat untuk menambah DOQ (*Day Old Quail*) baru. Penelitian ini bertujuan untuk menghitung nilai prediksi harga telur puyuh menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain beserta tingkat keakuratan model prediksinya. Tingkat akurasi diukur dengan parameter MAPE dan MSE berdasarkan hasil output pada aplikasi. Data aktual yang digunakan dalam tulisan ini merupakan data setoran telur perminggu yang diambil selama periode Januari 2018 sampai dengan Mei 2020. Hasilnya menunjukkan bahwa metode Fuzzy Time Series Markov Chain memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam memodelkan serta meramalkan harga telur dengan nilai MAPE dan MSE yang kecil yaitu 3.25%.

Kata Kunci – Instabilitas Harga, Telur Puyuh, *Fuzzy Time Series Markov Chain*

1. PENDAHULUAN

Peternakan burung puyuh adalah salah satu sector usaha peternakan yang cukup banyak diminati oleh masyarakat, hal ini dikarenakan biaya investasinya yang cukup rendah dan harga jual telur puyuh yang cukup tinggi. Sama seperti pada umumnya komoditas ternak lain, pasar telur puyuh juga terkadang mengalami fluktuasi harga. Banyaknya peternak baru yang bermunculan mengakibatkan persediaan telur melebihi permintaan pasar, hal ini mengakibatkan penurunan harga. Kondisi ini akan menyebabkan turunnya harga telur hingga dibawah harga pokok produksi. Para peternak pemula biasanya akan menyerah dan menghentikan usahanya pada kondisi seperti ini. Hal ini harus dilalui oleh mereka yang ingin eksis di usaha budidaya puyuh (Hastuti, 2013). Oleh karena itu dibutuhkan sistem yang dapat meramalkan harga telur puyuh dimasa yang akan datang dengan tingkat kesalahan yang relatif lebih kecil.

Peramalan atau prediksi adalah proses untuk memperkirakan beberapa kebutuhan di masa datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa (Brosky, 1986). Kegunaan prediksi terlihat pada suatu pengambilan keputusan. Keputusan yang baik adalah keputusan yang didasarkan atas pertimbangan apa yang akan terjadi pada waktu keputusan dalam berbagai kegiatan perusahaan (Aristyani & Sugiharti, 2015). Baik tidaknya hasil suatu penelitian sangat ditentukan oleh ketetapan prediksi yang dibuat (Wardani et al., 2017). Walaupun demikian perlu diketahui bahwa prediksi selalu ada unsur kesalahannya, sehingga yang perlu diperhatikan adalah usaha untuk memperkecil kesalahan dari prediksi tersebut (Pakpahan et al., 2020).

Prediksi atau peramalan bisa di lakukan dengan berbagai metode dengan mempertimbangkan beberapa hal seperti (Rukhansah et al., 2015):

- Menurut jenisnya, metode peramalan peramalan dapat dibagi dalam dua kategori yakni : Metode Kualitatif dan Metode Kuantitatif
- Jangka waktu Peramalan yang dibedakan menjadi dua kategori yakni Permalan Jangka Pendek dan Permalan Jangka Panjang.

Jenis Pola Data dibagi menjadi empat jenis yakni Pola Horizontal, Pola Trend, Pola Siklis dan Pola Musiman (Rachman, 2018) .

Penambahan DOQ baru yang tidak tepat waktu dapat mengakibatkan kerugian bagi para peternak karena waktu panen telur yang tidak sesuai dengan waktu peningkatan harga. Sehingga harga telur berada dibawah biaya pemeliharaan yang mereka gunakan. Hal ini akan menjadi sebuah kerugian besar jika harga tidak kunjung naik, sehingga hasil penjualan telur yang didapat tidak dapat melebihi biaya pemeliharaan yang telah dikeluarkan. Oleh karena itu, kita membutuhkan sistem yang dapat meramalkan kapan harga telur akan meningkat sehingga peternak dapat memperkirakan waktu yang tepat untuk menambah DOQ baru agar waktu panen sesuai dengan peningkatan harga jual telur. Namun, masih banyak masalah lagi seperti pencatatan setoran telur yang masih menggunakan pembukuan secara manual, sering terjadi kekeliruan informasi pencatatan antara pengepul dan peternak karena masih memakai bukti nota kertas (Series & Models, n.d.). Sistem ini dibuat bertujuan untuk mengatasi masalah-masalah seperti contoh diatas yang sering terjadi sampai saat ini. Sistem ini akan dibangun menggunakan platform berbasis web application dengan menggunakan metode peramalan *Fuzzy Time Series Markov Chain*.

*) Corresponding Author

Prediksi dengan metode Fuzzy Time Series Markov Chain. Fuzzy Time Series Markov Chain adalah kombinasi metode deret waktu fuzzy dengan rantai Markov yang bertujuan untuk memiliki probabilitas terbesar yang diperoleh dengan menggunakan matriks probabilitas transisi Markov (Kurniawan, 2018). Rangkaian waktu fuzzy Markov Chain adalah konsep baru yang diperkenalkan oleh Tsaur untuk menganalisis akurasi prediksi nilai tukar Taiwan dengan dolar AS. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi metode fuzzy time series Markov Chain cukup baik (Safitri et al., 2018)(Tsaur, 2012). Penelitian ini ditujukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan metode perhitungan *Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam meramalkan harga telur puyuh. Kemudian hasil prediksi akan dijadikan bahan prediksi prospek peternakan burung puyuh dimasa depan.

2. TINJAUAN PUSAKA

Beberapa penelitian yang pernah membahas mengenai metode Fuzzy Time Series Markov Chain, diantaranya penelitian terdahulu dengan judul Prediksi Harga Emas Menggunakan *Fuzzy Time Series Markov Chain* Model didapatkan hasil persentase keakuratan hasil kerja aplikasi prediksi harga emas menggunakan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* sebesar 99,66574%. Dengan kesalahan model prediksi yang dihitung menggunakan parameter AFER dan MAE masing-masing sebesar 0,33426% dan Rp. 1.679, yang berarti terjadi penyimpangan pada model prediksi menggunakan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* sebesar 0,33426% dari data actual (Time & Markov, 2015).

Penelitian lainnya yaitu Peramalan Indeks Harga Saham (ISHG) dengan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. Setelah dilakukan pengujian sistem diperoleh hasil MSE untuk metode Fuzzy Time Series Markov Chain sebesar 9827.1292 dan MSE untuk metode Fuzzy Time Series S&C sebesar 15769.7036. Karena memperoleh nilai MSE yang lebih kecil maka metode Fuzzy Time Series Markov Chain lebih akurat dan memiliki kinerja yang lebih baik untuk peramalan (Aristyani & Sugiharti, 2015).

Dalam penelitian lainnya dengan judul Fuzzy time series forecasting Comparing MarkovChain and Percentage Change models ini, telah dibandingkan dua metode yang berbeda, pendekatan Markov fuzzy time series dan metode Percentage Change untuk menemukan apa teknik terbaik untuk memodelkan nilai tukar antara Iran dan AS. Didapatkan hasil bahwa akurasi metode Percentage Change lebih tinggi daripada pendekatan Markov, dan kami juga menunjukkan bahwa kinerja pendekatan Markov dapat meningkat dengan meningkatkan jumlah kelompok logika fuzzy. Untuk penyelidikan lebih lanjut, hasil metode fuzzy dibandingkan dengan deret waktu klasik, model ARIMA dan menunjukkan bahwa metode fuzzy dapat memperoleh akurasi prediksi yang sesuai dengan nilai MAPE 0.418573574 sedangkan ARIMA dengan nilai MAPE 0.4790217 (Mardani, 2019).

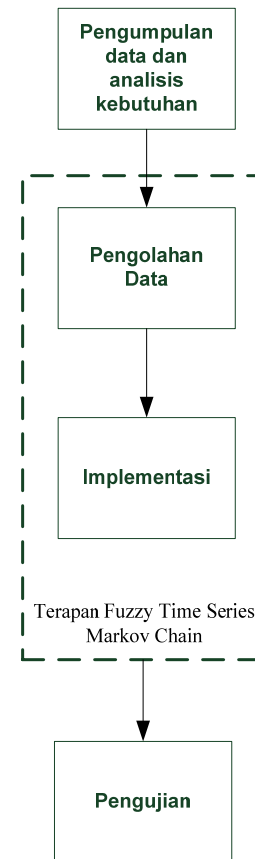
Pada penelitian terdahulu, dengan judul *A Fuzzy Time Series-Markov Chain Model With An Application To Forecast The Exchange Rate Between*

The Taiwan And Us Dollar. Peramalan nilai tukar digunakan untuk memverifikasi keefektifan model yang diusulkan dan mengkonfirmasi potensi manfaat dari pendekatan yang diusulkan dengan MAPE yang sangat kecil (Tsaur, 2012).

Berdasarkan penelitian dengan judul Penerapan Model *Fuzzy Time Series-Markov Chain* Untuk Peramalan Inflasi. Diperoleh kesimpulan bahwa model FTS-MC memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model FTS Klasik. Diperoleh nilai MAPE untuk model FTS-MC yaitu 1,50% dan nilai MSE sebesar 0,13. Sedangkan nilai MAPE untuk model FTS klasik yaitu sebesar 2,25% dan nilai MSE sebesar 0,34 (Forecasting, n.d.).

3. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah waterfall dengan menitik beratkan pada tahapan pengumpulan data, pengolahan data, implementasi dan pengujian. Pada Gambar 1 akan ditampilkan metode penelitian yang digunakan dalam penelitian. Pada tahap pengolahan data dan implementasi diterapkan metode Fuzzy Time Series Markov Chain. Pada terapan metode tersebut dilakukan dengan menggunakan data aktual dari bulan Januari 2018 sampai dengan Mei 2020.



Gambar 1. Metode Penelitian

A. Metode Pengumpulan Data

Pengambilan data dalam penelitian ini dilakukan dengan dua cara yaitu wawancara dan observasi

langsung. Wawancara dilakukan untuk komunikasi langsung dengan peternak dan pengepul untuk mengetahui permasalahan secara langsung. Penulis juga mendapatkan data dengan datang langsung ke objek penelitian atau studi lapangan. Pengambilan data dengan cara studi lapangan akan mendapatkan data yang valid (Kurniawan, 2018).

B. Metode Pengolahan Data

Kemudian data diolah dengan menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain. Dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data historikal Y_t
2. Mendefinisikan himpunan semesta U dari data, dengan D_1 dan D_2 adalah bilangan positif yang sesuai.
 $U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]$1
3. Membagi himpunan semesta U menjadi sejumlah himpunan fuzzy dengan panjang interval yang sama. Menentukan panjang interval kelas fuzzy, Untuk menentukan jumlah interval kelas dapat menggunakan Persamaan Struges sebagai berikut :
 $K = 1 + (3,322 \times \log(\text{jumlah data}))$2
4. Menentukan panjang interval kelas fuzzy Untuk menentukan jumlah interval kelas dapat menggunakan Persamaan berikut :
 $l = ((D_{max} + D_2) - D_{min} + D_1) / k$3
5. Selanjutnya mencari nilai tengah dari masing-masing semesta pembicaraan U
6. Fuzzyfikasi data historis, jika sebuah data time series termasuk ke dalam interval u_i , maka data tersebut di fuzzyfikasi ke dalam A_i .
7. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR). Berdasarkan penentuan fuzzyfikasi maka dapat ditentukan FLR yang merupakan hubungan antara setiap data terhadap data berikutnya dalam bentuk himpunan fuzzy.
8. Menentukan *Fuzzy Logical Relationships Group* (FLRG).
9. Menentukan Matriks Probabilitas Transisi; Digunakan matriks transisi probabilitas markov dalam menghitung nilai prediksi, dimensi matriks transisi adalah $n \times n$. Jika state A_i melakukan transisi menuju ke state A_j dan melewati state A_k , $i, j = 1, 2, \dots, n$, maka kita dapat memperoleh FLRG.
10. Menghitung hasil prediksi Untuk data time series. Dengan menggunakan FLRG, dapat diperoleh probabilitas dari suatu state menuju ke suatu state berikutnya. Sehingga digunakan matriks transisi probabilitas markov dalam menghitung nilai prediksi, dimensi matriks transisi adalah $n \times n$. Jika state A_i melakukan transisi menuju ke state A_j dan melewati state A_k , $i, j = 1, 2, \dots, n$, maka kita dapat memperoleh FLRG. Rumus probabilitas transisi adalah sebagai berikut:
 $P_{ij} = M_{ij} / M_i$4
Dengan:
P_{ij} = probabilitas transisi dari state A_i ke state A_j satu langkah
M_{ij} = jumlah transisi dari state A_i ke state A_j satu langkah
M_i = jumlah data yang termasuk dalam state A_i

Matriks probabilitas R dari seluruh state dapat dituliskan sebagai berikut: Nilai hasil output prediksi pada $F(t)$ dapat ditentukan dengan menggunakan beberapa aturan berikut.

- a. Aturan 1: jika fuzzy logical relationship group A_i adalah one to one (misalnya $A_i \rightarrow A_k$ dimana $P_{ik} = 1$ dan $P_{ij} = 0, j \neq k$) maka nilai prediksi $F(t)$ adalah m_k nilai tengah dari u_k .
 $F(t) = m_k P_{ik} = m_k$5
- b. Aturan 2: jika fuzzylogical relationship group A_i adalah one to many (misalnya $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, j = 1, 2, \dots, n$), ketika $Y(t-1)$ pada saat $(t-1)$ termasuk ke dalam state A_j maka prediksi $F(t)$, adalah:
 $F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_j P_{jj} + Y(t-1) P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \dots + m_n P_{jn}$ 6
Dimana: m_1, m_2, \dots, m_n adalah nilai tengah u_1, u_2, \dots, u_n , $Y(t-1)$ adalah nilai state A_j pada waktu $t-1$
11. Menghitung nilai penyesuaian (Dt) pada nilai prediksi. Berikut prinsip-prinsip dalam menghitung nilai penyesuaian.
 - a. Jika state A_i berhubungan dengan A_i , dimulai dari state A_i pada waktu $t-1$ dinyatakan sebagai $F(t-1) = A_i$ dan mengalami increasing transition menuju ke state A_j pada waktu t dimana ($i < j$) maka nilai penyesuaiannya adalah:
 $Dt_1 = (L/2)$7
Dimana L adalah basis interval.
 - b. Jika state A_i berhubungan dengan A_i , dimulai dari state A_i pada waktu $t-1$ dinyatakan sebagai $F(t-1) = A_i$, dan mengalami decreasing transition menuju state A_j pada waktu t dimana ($i > j$) maka nilai penyesuaiannya adalah :
 $Dt_1 = -(L/2)$8
 - c. Jika transisi dimulai dari state A_i pada waktu $t-1$ dinyatakan sebagai $F(t-1) = A_i$, dan mengalami jump forward transition menuju state $A_i + s$ pada waktu t di mana ($1 \leq s \leq n-i$) maka nilai penyesuaiannya adalah
 $Dt_2 = (1/2)s, 1 \leq s \leq I$9
Dimana s adalah jumlah lompatan ke depan.
 - d. Jika transisi dimulai dari state A_i pada waktu $t-1$ sebagai $F(t-1) = A_i$, dan mengalami jump-backward transition menuju ke state $A_i - v$ pada waktu t dimana ($1 \leq v < i$) maka nilai penyesuaiannya adalah
 $Dt_2 = -(1/2)v, 1 \leq v \leq I$10
Dimana v adalah jumlah lompatan ke belakang.
12. Langkah 11. Menghitung nilai prediksi yang telah disesuaikan
 1. Jika FLRG A_i adalah one to many dan state $A_i + 1$ dapat diakses dari state A_i di mana state A_i berhubungan dengan A_i maka hasil prediksinya menjadi
 $F'(t) = F(t) + Dt_1 + Dt_2 = F(t) + (1/2) + (1/2)$ 11
 2. Jika FLRG A_i adalah one to many dan state $A_i + 1$ dapat diakses dari A_i dimana state A_i tidak berhubungan dengan A_i maka hasil prediksinya

- $F'(t) = F(t) + Dt = F(t) + (1/2) \dots \dots \dots 12$
3. Jika FLRGAi adalah one to many dan state Ai-2 dapat diakses dari state Ai dimana Ai tidak berkomunikasi dengan Ai maka hasil prediksinya menjadi
 $F'(t) = F(t) - Dt = F(t) - (1/2) \times 2 = F(t) - 1 \dots \dots \dots 13$
4. Ketika v adalah jump step, bentuk umum dari hasil prediksinya adalah:
 $F'(t) = F(t) \pm Dt_1 \pm Dt_2 = F(t) \pm (1/2) \pm (1/2) \dots \dots \dots 14$

C. Metode Pengujian

Pengujian yang dilakukan untuk menguji akurasi metode menggunakan MAPE dan MSE. Pengujian bertujuan untuk menilai tingkat akurasi prediksi menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain (Aristyani & Sugiharti, 2015).

1. *Mean Square Error (MSE)*

Mean Squard Error (MSE) adalah metode lain untuk mengevaluasi metode prediksi. Masing-masing kesalahan atau sisa dikuadratkan. Kemudian dijumlahkan dan ditambahkan dengan jumlah observasi. Pendekatan ini mengatur kesalahan prediksi yang besar karena kesalahan-kesalahan sedang yang kemungkinan lebih baik untuk kesalahan kecil, tetapi kadang menghasilkan perbedaan yang besar. Nilai MSE dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$MSE = \frac{\sum(\text{kesalahan prediksi})^2}{n} \dots \dots \dots 15$$

Untuk menghitung MSE tiap periode, tidak perlu ditotal dan dibagi n, menjadi :

$$MSE = (\text{kesalahan prediksi})^2 \dots \dots \dots 16$$

Keterangan :

Kesalahan prediksi = selisih data aktual dengan nilai prediksi

N = panjang periode prediksi

2. *Mean Absolute Precentage Error (MAPE)*

Mean Absolute Precentage Error (MAPE) dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan presentase absolut tersebut. Perhitungan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel prediksi itu penting dalam mengevaluasi ketepatan prediksi. MAPE mengindikasi seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata. Nilai MAPE dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{\sum(\frac{\text{deviasi absolut}}{\text{data aktual}}) \times 100}{n} \dots \dots \dots 17$$

Untuk menghitung MAPE tiap periode, tidak perlu ditotal dan dibagi n, menjadi :

$$MAPE = \left(\frac{\text{deviasi absolut}}{\text{data aktual}}\right) \times 100 \dots \dots \dots 18$$

Keterangan :

Deviasi absolut = hasil perhitungan selisih data aktual dengan prediksi

Data actual = data rill
N = panjang periode prediksi

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Penerapan Algoritma Fuzzy Time Series Markov Chain

1. Mengumpulkan Data Historis

Data histori yang digunakan adalah data penjualan telur puyuh pada NS. Quail Farm periode Januari 2018 s.d Mei 2020 yang disajikan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Historis

Tanggals	Data	Tanggal	Data
January 2, 2018	Rp. 18.000,00	March 5, 2019	Rp. 22.300,00
January 9, 2018	Rp. 17.700,00	March 12, 2019	Rp. 21.300,00
January 16, 2018	Rp. 19.000,00	:	:
January 23, 2018	Rp. 21.700,00	May 14, 2020	Rp. 24.000,00
January 30, 2018	Rp. 22.200,00	May 21, 2020	Rp. 23.000,00

2. Mendefinisikan himpunan semesta U dari data

Dari data harga telur NS. Quail farm diperoleh $D_{min} = 12000, D_{max} = 25500$ dengan $D1 = 0$ dan $D2 = 0$ sehingga $U = [12000, 25500]$.

3. Menentukan Interval

Menentukan panjang interval kelas fuzzy, Untuk menentukan jumlah interval kelas dapat menggunakan Persamaan Struges sebagai berikut :

$$K = 1 + (3,322 \times \log(127))$$

$$= 1 + (3,322 \times 2,103)$$

$$= 7,986 \text{ dibulatkan menjadi } 8$$

4. Menentukan panjang interval kelas fuzzy Untuk menentukan jumlah interval kelas dapat menggunakan Persamaan berikut:

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

$$l = \frac{[(25500 + 0) - (12000 + 0)]}{8}$$

$$l = 13500/8$$

$$l = 1688$$

Diketahui jumlah interval kelas yang didapat adalah 5 dan panjang interval kelas sebesar 1300, selanjutnya membagi himpunan semesta menjadi beberapa bagian seperti pada tabel 2 berikut :

Tabel 2. Kelas Interval

u_n	Nilai Matrik
u_1	12000 - 13688
u_2	13688 - 15376
:	:
u_7	22128 - 23816
u_8	23816 - 25504

Selanjutnya, akan dihitung nilai median (mn) dari setiap interval, misalnya pada u_1 memiliki nilai

matrik [12000 - 13688], maka titik tengah m1. Rincian perhitungan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Tengah

u_n	m_n	Nilai Tengah
u_1	m_1	12844
u_2	m_2	14532
:	:	:
u_7	m_7	22972
u_8	m_8	24660

1. Menentukan *Fuzzifikasi*

Mari kita ambil sampel dari nilai data pertama sebanyak 18000 berada di set u_4 dengan kisaran [17064 - 18752], jadi fuzzifikasi nilainya ke dalam set A_4 . Rincian perhitungan disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Fuzzifikasi

Tanggal	Data	Fuzzifikasi
January 2, 2018	Rp. 18.000,00	A_4
January 9, 2018	Rp. 17.700,00	A_4
January 16, 2018	Rp. 19.000,00	A_5
:	:	:
May 7, 2020	Rp. 21.000,00	A_6
May 14, 2020	Rp. 24.000,00	A_8
May 21, 2020	Rp. 23.000,00	A_7

2. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship (FLR)*

FLR adalah hubungan antara masing-masing data dengan data berikutnya dalam bentuk set fuzzy. Misalnya, harga telur puyuh dari data pertama pada 2 Januari 2018 adalah A_4 dan data kedua pada 9 Januari 2018 adalah A_4 , FLR dihasilkan $A_4 \rightarrow A_4$. Rincian perhitungan disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Fuzzy Logical Relationship (FLR)

Urutan Data	Current State	Next State
$1 \rightarrow 2$	A_4	A_4
$2 \rightarrow 3$	A_4	A_5
$3 \rightarrow 4$	A_5	A_6
:	:	:
$124 \rightarrow 125$	A_4	A_6
$125 \rightarrow 126$	A_6	A_8
$126 \rightarrow 127$	A_8	A_7

3. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*

Berdasarkan data dari *Fuzzy Logical Relationship (FLR)*, maka selanjutnya dapat dibentuk *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)* dengan menghilangkan *Fuzzy Logical Relationship (FLR)* yang serupa atau identik atau berulang. Selanjutnya, setiap *Fuzzy Logical Relationship (FLR)* yang memiliki kondisi saat ini yang sama akan digabungkan menjadi satu kelompok. Rincian perhitungan disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

Current State	Next State
A_1	$(A_5)1$
A_2	$(A_3)2$
A_3	$(A_3)3, (A_4)4, (A_5)1$
:	:
A_6	$(A_4)1, (A_5)3, (A_6)26, (A_7)7, (A_8)2$
A_7	$(A_5)2, (A_6)5, (A_7)16, (A_8)3$
A_8	$(A_6)2, (A_7)3, (A_8)8$

4. Menentukan Matrik Probabilitas

Dari hasil sebelumnya diperoleh bahwa jumlah interval adalah 8, sehingga dibentuk matriks probabilitas transisi berorde 8×8 yang setiap elemennya merupakan nilai probabilitas. Misalkan pada set A_i dari harga telur, di mana A_3 memiliki hubungan dengan A_4 , maka untuk hubungan $A_3 \rightarrow A_4$ dihasilkan nilai matrik $P_{3,4}$. Rincian perhitungan disajikan pada Tabel 7.

$$P_{3,4} = \frac{1874}{18752} = \frac{4}{8} = \frac{1}{2}$$

Tabel 7. Matrik Probabilitas

P_{ij}	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0	0	0	0	1/1	0	0	0
2	0	0	2/2	0	0	0	0	0
3	0	0	3/8	4/8	1/8	0	0	0
4	0	1/12	2/12	4/12	1/12	4/12	0	0
5	1/25	1/25	1/25	2/25	17/25	2/25	1/25	0
6	0	0	0	0	3/39	26/39	7/39	2/39
7	0	0	0	0	2/26	5/26	16/26	3/26
8	0	0	0	0	0	2/13	3/13	8/13

5. Menghitung hasil prediksi awal

Berdasarkan nilai probabilitas yang sudah didapatkan pada table 7, maka dapat dihitung nilai prediksi awal. Perhitungan prediksi awal berdasarkan aturan yang terdapat pada persamaan (5) dan (6). Sebagai contoh untuk tanggal 2 Januari 2018 ($t=1$) data yang dilihat adalah data bulan sebelumnya yaitu 9 Januari 2018 ($t=2$) dimana state bertransisi dari A_4 ke A_4 , maka perhitungan peramalannya adalah

$$F_2 = m_2 P_{42} + m_3 P_{43} + Y_4 P_{44} + m_5 P_{45} + m_6 P_{46}$$

$$= 14532 \times \frac{1}{12} + 16220 \times \frac{2}{12} + 18000 \times \frac{4}{12} + 19596 \times \frac{1}{12} + 21284 \times \frac{4}{12}$$

$$= 18642$$

Rincian perhitungan disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Prediksi Awal

Tanggal	Data	Prediksi Awal
January 2, 2018	Rp. 18.000,00	Rp. 0,00
January 9, 2018	Rp. 17.700,00	Rp. 18.642,00
January 16, 2018	Rp. 19.000,00	Rp. 18.542,00
:	:	:

Tanggal	Data	Prediksi Awal
May 7, 2020	Rp. 21.000,00	Rp. 18.742,00
May 14, 2020	Rp. 24.000,00	Rp. 21.354,36
May 21, 2020	Rp. 23.000,00	Rp. 23.617,79

6. Menghitung Nilai Penyesuaian dari Nilai Prediksi Awal

Penyesuaian kecenderungan nilai prediksi dilakukan pada setiap hubungan antar current state dan next state dari FLR. Sebagai contoh perhitungan nilai penyesuaian untuk periode 2 Januari Februari 2018, pada table 5 next state adalah A4 dan current state adalah A4. Maka perhitungan, untuk nilai penyesuaian menggunakan aturan persamaan (7) adalah: $Dt1 = 0$

7. Menghitung nilai prediksi yang telah disesuaikan

Prediksi awal harga telur puyuh yang diperoleh pada 9 Januari 2018 adalah 18.642 dan penyesuaiannya adalah 0, sehingga nilai prediksi akhirnya adalah :

$$F'(2) = F(2) + Dt1 = 18.642 + 0 = 18.642$$

Rincian perhitungan disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Prediksi Akhir

No.	Data	Prediksi Awal	Dt	Prediksi Akhir
1	Rp. 18.000,00	-	-	-
2	Rp. 17.700,00	Rp. 18.642,00	Rp. 0,00	Rp. 18.642,00
3	Rp. 19.000,00	Rp. 18.542,00	Rp. 844,00	Rp. 19.386,00
:	:	:	:	:
125	Rp. 21.000,00	Rp. 18.742,00	Rp. 1.688,00	Rp. 20.430,00
126	Rp. 24.000,00	Rp. 21.354,36	Rp. 1.688,00	Rp. 23.042,36
127	Rp. 23.000,00	Rp. 23.617,79	Rp. -844,00	Rp. 22.773,79

Untuk hasil prediksi 8 periode kedepan atau 2 bulan kedepan dapat dilihat pada table 10 Berikut :

Tabel 10. Prediksi 8 periode kedepan

Minggu ke-	Jangka Waktu	Prediksi
Minggu ke-1	01 June 2020 - 07 June 2020	Rp. 19.385,82
Minggu ke-2	08 June 2020 - 14 June 2020	Rp. 16.392,60
Minggu ke-3	15 June 2020 - 21 June 2020	Rp. 16.051,20
Minggu ke-4	22 June 2020 - 28 June 2020	Rp. 18.266,70
Minggu ke-5	29 June 2020 - 05 July 2020	Rp. 17.519,90
Minggu ke-6	06 July 2020 - 12 July 2020	Rp. 17.270,97
Minggu ke-7	13 July 2020 - 19 July 2020	Rp. 17.187,99

Minggu ke-8	20 July 2020 - 26 July 2020	Rp. 17.160,33
-------------	-----------------------------	---------------

Berdasarkan peramalan yang dilakukan pada bulan Mei 2020 dengan hasil peramalan 8 periode kedepan dengan hasil prediksi harga telur dibawah Rp. 20.000,00 dapat disimpulkan bahwa bulan Mei 2020 adalah waktu yang tidak tepat untuk menambah DOQ.

1. Pengujian MSE dan MAPE

a. Pengujian MSE

$$MSE = \frac{\sum(\text{kesalahan prediksi})^2}{n}$$

$$MSE = \frac{\sum(100973345.17)^2}{127}$$

$$MSE = 795065.71$$

Hasil perhitungan kesalahan menggunakan pengujian MSE didapatkan hasil 795065.71

b. Pengujian MAPE

$$MAPE = \left(\frac{\text{deviasi absolut}}{\text{data aktual}} \right) \times 100$$

$$MAPE = \left(\frac{412.75}{127} \right) \times 100$$

$$MAPE = 3,25\%$$

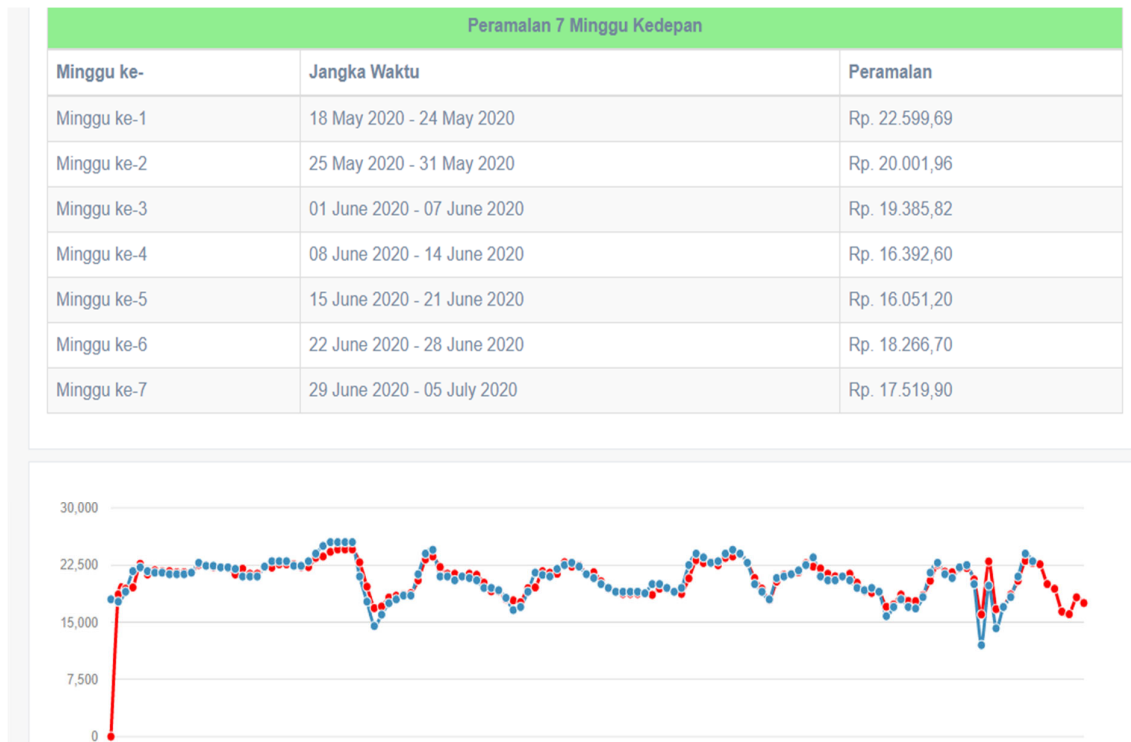
Hasil perhitungan kesalahan dengan menggunakan pengujian MAPE didapatkan hasil 3,25% hal ini membuktikan bahwa metode Fuzzy Time Series Markov Chain berhasil untuk diterapkan pada prediksi harga telur puyuh.

Tabel 11. Hasil Perhitungan Kesalahan

Periode	Data Aktual	Data Peramalan	Deviasi Absolut	MSE	MAPE
1	Rp. 18.000	Rp. 0,00	0	0	0
2	Rp. 17.700	Rp. 18.642	942	0	5.32
:	:	:	:	887364	:
:	:	:	:	:	:
126	Rp. 24.000	Rp. 23.042,36	957.64	917074.37	3.99
127	Rp. 23.000	Rp. 22.773,79	226.21	51170.96	0.98
TOTAL				795065.71	3.25%

2. Implementasi Sistem Prediksi

Berdasarkan perhitungan prediksi harga telur puyuh menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain yang diimplementasikan kedalam sistem informasi yang dibangun dengan menggunakan framework Codeigniter didapatkan tampilan akhir sistem sebagai berikut :



Gambar 1. Hasil prediksi harga telur puyuh

5. KESIMPULAN

Berdasarkan proses pengujian dan analisis yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil yakni: Metode Fuzzy Time Series Markov Chain Terbukti berhasil untuk meramalkan harga telur puyuh setelah dilakukan pengujian kesalahan atau keakuratan dengan menghitung MSE dan MAPE. Berdasarkan perhitungan tingkat keakuratan yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 3.25% dan MSE sebesar 795065.71 mengindikasikan bahwa peramalan harga telur menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain terbukti berhasil.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Aristyani, Y., & Sugiharti, E. (2015). Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (Ihsg) Dengan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. *Jurnal MIPA*, 38(2), 200–210.
- Brosky, D. A. (1986). Forecasting Fundamentals. *Annual International Conference Proceedings - American Production and Inventory Control Society*, 554–558.
- Forecasting. (n.d.). *Ractical usiness orecasting*.
- Hastuti, E. S. dan D. (2013). Budidaya puyuh (coturnix coturnic japonica) di pekarangan sebagai sumber protein hewani dan penambah income keluarga. *Fakultas Pertanian, Universitas Wahid Hasyim S*, 9(1), 1–10.
- Kurniawan, F. A. (2018). Aplikasi Markov Chain Untuk Memprediksi Tekanan Darah. *Jurnal Telekomunikasi Dan Komputer*, 8(2), 103–120.
- <https://doi.org/10.22441/incomtech.v8i2.4087>
- Mardani, A. (2019). *International Journal of Fuzzy Systems : Special Issue Fuzzy Systems in Intelligent Systems and Applications. February*.
- Pakpahan, H. S., Basani, Y., & Hariani, R. R. (2020). Prediksi Jumlah Penduduk Miskin Kalimantan Timur Menggunakan Single dan Double Exponential Smoothing. *Informatika Mulawarman : Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 15(1), 47–51.
- Rachman, R. (2018). Penerapan Metode Moving Average Dan Exponential Smoothing Pada Peramalan Produksi Industri Garment. *Jurnal Informatika*, 5(2), 211–220. <https://doi.org/10.31311/ji.v5i2.3309>
- Rukhansah, N., Muslim, A., Arifudin, R., Matematika, F., Ipa, D., & Semarang, U. N. (2015). *Peramalan Harga Emas Menggunakan Fuzzy Time Series Markov Chain Model*. 56–74.
- Safitri, Y., Wahyuningsih, S., & Goejantoro, R. (2018). *Peramalan Dengan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain (Studi Kasus : Harga Penutupan Saham PT . Radiant Utama Interinsco Tbk Periode Januari 2011 – Maret 2017) Forecasting with Fuzzy Time Series Markov Chain Method (Case Study : Closing Stock Price of. 9*, 51–58.
- Series, T., & Models, C. (n.d.). *Types of forecasts*. 129–148.
- Time, F., & Markov, S. (2015). *Jurnal MIPA*. 38(2), 186–196.

- 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*, 8(7 B), 4931–4942.
- Wardani, A. R., Nasution, Y. N., & Amijaya, F. D. T. (2017). Aplikasi Logika Fuzzy Dalam Mengoptimalkan Produksi Minyak Kelapa Sawit Di PT. Waru Kaltim Plantation Menggunakan Metode Mamdani. *Informatika*

Mulawarman : Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer,
12(2), 94.
<https://doi.org/10.30872/jim.v12i2.651>