



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 3 (2025) pp: 2232-2242

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Perbandingan Metode ARIMA dan Fuzzy Time Series dalam Peramalan Harga Eceran Daging Sapi di Indonesia

Mukhamad Zulfa Bakhtiar Amalani¹, Nugroho Adhi Santoso², Syefudin³

^{1,3} Teknik Informatika, STMIK YMI Tegal

² Sistem Informasi, STMIK YMI Tegal

zulfabakhtiar0107@gmail.com, nugrohoadhisantoso@stmik-tegal.ac.id, syefudin@stmik-tegal.ac.id

Abstrak

Peramalan harga eceran daging sapi menjadi krusial dalam menjaga stabilitas pangan dan mendukung kebijakan ekonomi di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan akurasi metode ARIMA dan Fuzzy Time Series (FTS) Chen dalam memprediksi harga eceran daging sapi di 34 provinsi Indonesia. Metode yang digunakan bersifat kuantitatif-komparatif dengan menerapkan kedua model pada data deret waktu tahunan periode 2020–2024, kemudian dievaluasi menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Fuzzy Time Series Chen memiliki performa lebih baik dibandingkan ARIMA dengan nilai MAE sebesar 3514,15, RMSE sebesar 5518,69, dan MAPE sebesar 2,57%, sedangkan ARIMA menghasilkan MAE sebesar 8523,43, RMSE sebesar 10462,26, dan MAPE sebesar 6,28%. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan non-linier berbasis logika fuzzy lebih efektif dalam menangani data harga yang fluktuatif, sehingga metode FTS Chen layak dijadikan alternatif unggulan untuk pengembangan sistem prediksi harga komoditas pangan strategis di masa mendatang.

Kata kunci: ARIMA, Fuzzy Time Series, Harga Daging Sapi, Peramalan, Evaluasi Model

1. Latar Belakang

Fluktuasi harga eceran daging sapi di Indonesia merupakan persoalan strategis yang berdampak pada stabilitas ekonomi rumah tangga dan penyusunan kebijakan pangan nasional [1]. Fenomena ini sering kali dipicu oleh dinamika permintaan musiman, keterbatasan distribusi, serta ketergantungan pada pasokan impor [2]. Ketidakpastian harga terutama menjelang hari besar keagamaan menunjukkan perlunya peramalan harga yang akurat untuk mendukung sistem peringatan dini (*early warning*) dan pengambilan keputusan yang responsif oleh pemangku kepentingan [3].

Metode statistik seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) banyak digunakan dalam memodelkan data deret waktu linier dan stasioner [4]. Namun, metode ini memiliki keterbatasan ketika dihadapkan pada data yang bersifat fluktuatif dan tidak memenuhi asumsi statistik tertentu [5]. Sebaliknya, metode Fuzzy Time Series (FTS) menawarkan pendekatan berbasis logika fuzzy yang lebih adaptif terhadap ketidakpastian dan mampu menangkap pola non-linier dalam data historis [6]. Dalam konteks ini, pemilihan metode peramalan yang tepat sangat penting untuk meminimalkan risiko kesalahan prediksi harga komoditas pangan strategis seperti daging sapi [7].

Penelitian sebelumnya membandingkan kinerja metode ARIMA dan Fuzzy Time Series (FTS) model Chen dalam peramalan curah hujan tanpa pola musiman [8]. Penelitian lain membandingkan metode Seasonal ARIMA (SARIMA) dan Extreme Learning Machine (ELM) dalam memprediksi jumlah wisatawan mancanegara ke Bali. Berdasarkan data periode 2014–2019 [9]. Studi lainnya menggunakan metode Fuzzy Time Series Cheng untuk meramalkan jumlah impor migas dan non-migas di Indonesia. Dengan data historis dari tahun 2019 hingga 2021 [10]. Studi lainnya menerapkan metode Fuzzy Time Series Lee untuk meramalkan harga saham penutupan PT. Unilever Indonesia. Model ini terbukti efektif dalam menangani data jangka pendek dengan fluktuasi tinggi, baik yang bersifat stasioner maupun tidak stasioner [11]. Penelitian lain memanfaatkan metode ARIMA dengan pendekatan Box-Jenkins untuk meramalkan harga beras di Indonesia pada semester pertama tahun 2024. Dengan menggunakan data dari Januari 2021 hingga September 2023. Sebagian besar penelitian terdahulu dalam bidang peramalan menggunakan pendekatan tunggal, baik dengan metode ARIMA maupun Fuzzy Time Series (FTS)

[12], Pemodelkan data deret waktu yang bersifat fluktuatif. Metode ARIMA banyak digunakan karena keandalannya dalam menangani pola data linier dan stasioner, sementara FTS unggul dalam memodelkan data non-linier yang mengandung ketidakpastian. Namun, keterbatasan yang umum ditemukan pada penelitian sebelumnya adalah belum adanya kajian komparatif langsung antara kedua metode tersebut dalam konteks data ekonomi strategis seperti harga komoditas pangan, serta kurangnya evaluasi menyeluruh terhadap kelebihan dan kekurangan masing-masing metode secara kuantitatif menggunakan metrik evaluasi yang sama [13].

Menimbang kekurangan dan keterbatasan dari penelitian-penelitian sebelumnya, diperlukan pendekatan yang lebih menyeluruh untuk memperoleh pemahaman yang komprehensif terhadap performa metode peramalan dalam konteks data harga komoditas yang kompleks. Oleh karena itu, penelitian ini dirancang untuk membandingkan kinerja metode ARIMA dan Fuzzy Time Series model Chen secara langsung dalam peramalan harga eceran daging sapi di Indonesia. Pendekatan komparatif-analitik digunakan dengan menerapkan kedua metode pada dataset yang sama dan dievaluasi berdasarkan metrik MAE, RMSE, dan MAPE untuk mengukur tingkat akurasi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi permasalahan ketidakakuratan dalam meramalkan harga eceran daging sapi yang cenderung fluktuatif dan sulit diprediksi. Metode ARIMA dikenal unggul dalam memodelkan data linier dan stasioner, sedangkan Fuzzy Time Series (FTS) lebih adaptif terhadap data non-linier dan tidak pasti. Namun, masing-masing memiliki keterbatasan tersendiri dan belum banyak studi yang membandingkan keduanya secara langsung dalam konteks komoditas pangan strategis.

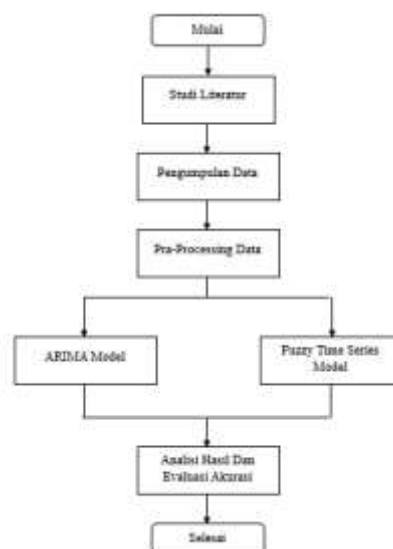
Sebagai inovasi, penelitian ini mengusulkan pendekatan komparatif antara ARIMA dan FTS model Chen dengan menggunakan data harga daging sapi tahun 2020–2024 dari seluruh provinsi di Indonesia. Evaluasi dilakukan dengan metrik MAE, RMSE, dan MAPE untuk menilai tingkat akurasi masing-masing metode.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode ARIMA dan Fuzzy Time Series dalam memprediksi harga eceran daging sapi per provinsi di Indonesia menggunakan data periode 2020 hingga 2024. Hasil perbandingan ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi model peramalan terbaik berdasarkan tingkat akurasi, serta memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem prediktif harga pangan yang lebih reliabel di masa mendatang.

1. Metode Penelitian

2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan jenis komparatif-analitik, karena fokus utamanya adalah mengevaluasi dan membandingkan tingkat akurasi dari dua model terhadap dataset yang sama. Pemilihan desain ini didasarkan pada kebutuhan untuk memperoleh hasil yang objektif, terukur, dan dapat dijadikan dasar dalam memberikan rekomendasi model peramalan yang lebih akurat.



Gambar 1 Teknik Analisis Data

2.2. Studi Literatur

Tahapan awal dalam penelitian ini dilakukan dengan proses studi literatur dengan melakukan kajian Pustaka terhadap metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dan *Fuzzy Time Series*.

2.3. Pengumpulan Data

Data harga daging sapi diperoleh dari Badan Pangan Nasional (Bapanas). Data dikumpulkan dalam bentuk deret waktu tahunan yang mencakup periode tahun 2020 hingga 2024.

Tabel 1. Data Harga Daging Sapi Per Provinsi Tahun (2020-2024)

| No | Provinsi | Tahun | | | | | Pertumbuhan 2022-2023 (%) |
|-----|---------------|---------|---------|---------|---------|---------|------------------------------|
| | | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024*) | |
| 1. | Aceh | 135.271 | 141.354 | 151.692 | 153.135 | 153.392 | 0,17 |
| 2. | Sumatra Utara | 124.579 | 128.913 | 136.254 | 137.736 | 138.269 | 0,39 |
| 3. | Sumatra Barat | 124.583 | 133.333 | 145.833 | 150.801 | 150.198 | -0,40 |
| 4. | Riau | 124.725 | 132.154 | 143.783 | 145,229 | 145.072 | -0,11 |
| : | : | : | : | : | : | : | : |
| : | : | : | : | : | : | : | : |
| : | : | : | : | : | : | : | : |
| 33. | Papua Barat | 125.000 | 129.583 | 140.000 | 145.092 | 150.145 | 3,48 |
| 34. | Papua | 122.538 | 122.629 | 139.488 | 143.088 | 142,088 | -0,70 |
| | Nasional | 122.025 | 126.596 | 135.400 | 138.408 | 138.822 | 0,30 |

Tabel 1. menampilkan Data yang berisi informasi harga daging sapi di berbagai wilayah Indonesia, dengan periode waktu dari tahun 2020 hingga 2024. Tabel data disusun berdasarkan nama-nama provinsi di Indonesia, dengan nilai yang tercantum menunjukkan harga rata-rata daging sapi dalam satuan kilogram.

2.4. Pra- Processing Data

Data awal diperoleh dalam format PDF dari portal resmi Badan Pangan Nasional, kemudian dikonversi ke Excel untuk memudahkan pengolahan. Selanjutnya, dilakukan seleksi data dengan hanya mempertahankan atribut nama provinsi, tahun, harga eceran daging sapi per provinsi. Data diperiksa untuk memastikan tidak ada nilai kosong (*missing values*), dan jika ditemukan, nilai tersebut diisi menggunakan metode *interpolasi linier*. Setelah itu, data diurutkan berdasarkan waktu, dimulai dari Januari 2020 hingga Desember 2024, agar sesuai dengan urutan kronologis untuk analisis deret waktu.

Tabel 2. Data Setelah Pra Pemrosesan Data

| Provinsi | Tahun | | | | |
|----------------|-------------------------------|--------|--------|--------|--------|
| | (Harga Satuan Dalam Kilogram) | | | | |
| | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024 |
| Aceh | 135271 | 141354 | 151692 | 153135 | 153392 |
| Sumatera Utara | 124579 | 128913 | 136254 | 137736 | 138269 |
| Sumatera Barat | 124583 | 133333 | 145833 | 150801 | 150198 |
| Riau | 124725 | 132154 | 143783 | 145229 | 145072 |
| : | : | : | : | : | : |
| : | : | : | : | : | : |
| : | : | : | : | : | : |
| Maluku Utara | 120000 | 127917 | 131667 | 139656 | 136896 |
| Papua Barat | 125000 | 129583 | 140000 | 145092 | 150145 |

Tabel 2. menampilkan hasil data yang telah diperiksa secara menyeluruh untuk mengidentifikasi dan memperbaiki kemungkinan kesalahan seperti nilai kosong, format angka yang tidak konsisten, atau simbol yang tidak diperlukan. Tahapan ini juga mencakup proses normalisasi angka, penghapusan karakter *non-numerik*, serta penyesuaian struktur agar sesuai dengan kebutuhan analisis.

2.5. Model ARIMA

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah model statistik untuk menganalisis dan memprediksi data *time series* yang stasioner atau dapat dijadikan stasioner melalui *differencing*. ARIMA merupakan salah satu metode peramalan kuantitatif yang populer dalam analisis data *time series*. Metode ini menggabungkan tiga komponen utama, yaitu *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA). Komponen AR merepresentasikan hubungan antara nilai saat ini dan nilai-nilai sebelumnya, sedangkan komponen I digunakan untuk menjadikan data stasioner dengan cara *differencing*, dan MA memodelkan kesalahan dari prediksi masa lalu [14].

Langkah awal perhitungan model ARIMA pada penelitian ini yaitu melakukan proses uji stasioneritas menggunakan fungsi *Augmented Dickey-Fuller Test* (ADF) dari *statsmodels* untuk menguji apakah data *stasioner*. Jika *p-value* < 0.05, maka data dianggap *stasioner*. Jika tidak, maka data perlu dilakukan *differencing* ($d=1$). Rumus *differencing* dapat dituliskan pada persamaan (1)

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (1)$$

Differencing dengan orde 1 ($d = 1$), maka data mengalami proses transformasi menjadi data selisih tahun-ke-tahun

Penentuan ordo ARIMA dalam penelitian ini dilakukan dengan mempertimbangkan keterbatasan jumlah data tahunan yang hanya mencakup lima tahun. Pendekatan ACF/PACF dinilai kurang efektif karena grafik yang dihasilkan tidak cukup informatif. Sementara itu, penggunaan *auto_arima* cenderung menghasilkan ordo tinggi dengan performa evaluasi yang kurang optimal pada data kecil. Oleh karena itu, dipilih pendekatan manual dengan ordo (1,1,1) yang terbukti memberikan hasil evaluasi lebih stabil dan akurat, serta menjaga konsistensi model antar provinsi.

Model ARIMA direpresentasikan sebagai ARIMA(p,d,q), di mana p menunjukkan orde AR, d menunjukkan tingkat *differencing*, dan q menunjukkan orde MA. Dalam perhitungan ini digunakan model ARIMA(1,1,1). Rumus ARIMA(1,1,1) dapat dituliskan pada persamaan (2)

$$Y'_t = \phi \cdot Y'_{t-1} + \theta \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Nilai Y'_t adalah selisih antara nilai sekarang dan sebelumnya, yang dibuat stasioner. Komponen $\phi \cdot Y'_{t-1}$ mewakili pengaruh nilai sebelumnya (AR), $\theta \cdot \varepsilon_{t-1}$ menunjukkan pengaruh kesalahan prediksi sebelumnya (MA), dan ε_t adalah error acak saat ini.

2.6. Model Fuzzy Time series

Metode *Fuzzy Time Series* yang digunakan dalam penelitian ini adalah model Chen, *Fuzzy Time Series Chen* merupakan metode peramalan inovatif yang dikembangkan untuk mengatasi ketidakpastian dan ketidakjelasan dalam data *historis*, dengan menggabungkan teori himpunan *fuzzy* ke dalam analisis deret waktu konvensional [15].

Langkah awal dalam metode *Fuzzy Time Series Chen* adalah menentukan domain semesta (*universe of discourse*), yaitu rentang nilai dari data historis (misalnya harga tahun 2020–2024), ditambah margin batas bawah dan atas agar nilai tidak berada di ujung *interval*. Domain ini kemudian dibagi ke dalam beberapa *interval* yang besarnya sama, menggunakan 7 *interval*. Rumus menentukan *universe of discourse* dapat dituliskan pada persamaan (3)

$$U = [\min - d, \max + d] \quad (3)$$

Kemudian membagi *interval* yang besarnya sama menggunakan 7 *interval* menggunakan rumus pada persamaan (4)

$$\text{Panjang interval} = \frac{(\max+d) - (\min-d)}{n} \quad (4)$$

Dimana d adalah margin (1000 dalam kode), dan n adalah jumlah *interval* (*default*: 7).

Setelah membagi domain menjadi beberapa *interval*, setiap *interval* dihitung titik tengahnya (*midpoint*). *Midpoint* inilah yang akan digunakan sebagai representasi angka dari setiap *fuzzy set* seperti A1, A2, sampai A7 dalam proses prediksi. Rumus menentukan titik tengah (*midpoint*) menggunakan rumus pada persamaan (5)

$$I_i = [L_i, U_i]$$

$$M_i = \frac{L_i + U_i}{2} \quad (5)$$

I_i adalah interval dari batas bawah L_i dan batas atas U_i

M_i midpoint di hitung dari batas bawah L_i ditambah batas atas U_i dan dibagi 2

Setiap data historis (harga tiap tahun) dikonversi menjadi *fuzzy set* berdasarkan interval dimana nilai tersebut berada. Misalnya jika harga masuk ke *interval* ke-3, maka nilainya menjadi A3. Proses ini disebut *fuzzifikasi*. Rumus fuzzifikasi menggunakan rumus persamaan (6)

$$X_t \in I_i \Rightarrow X_t = A_i \quad (6)$$

Jika nilai aktual X_t berada dalam interval I_i , maka nilai tersebut akan difuzzifikasi menjadi anggota dari *fuzzy set* A_i

Fuzzifikasi, dibentuk relasi logis *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) antar tahun. Misalnya jika tahun 2020 adalah A3 dan 2021 adalah A4, maka terbentuk relasi $A3 \rightarrow A4$. Semua relasi dari urutan waktu ini disimpan dalam bentuk pasangan *fuzzy*. Rumus membentuk FLR menggunakan rumus persamaan (7)

$$FLR: A_i \rightarrow A_{i+1} \quad (7)$$

jika pada waktu t harga berada di *fuzzy set* A_i maka pada waktu $t + 1$ harga cenderung berada di *fuzzy set* A_{i+1}

Setelah membentuk FLR, dikumpulkan semua relasi yang berasal dari *fuzzy set* yang sama. Misalnya jika $A3 \rightarrow A4$ dan $A3 \rightarrow A5$, maka A3 memiliki grup relasi $[A4, A5]$. *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) ini menjadi dasar dalam menentukan prediksi. Rumus membentuk FLRG menggunakan persamaan (8)

$$A_3 \rightarrow A_4, A_3 \rightarrow A_5, \Rightarrow A_3\{A_4, A_5\} \quad (8)$$

Jika A_3 menuju A_4 , A_3 menuju A_5 , maka disimpulkan A_3 menuju ke himpunan A_4, A_5

Prediksi tahun 2025 dilakukan dengan melihat *fuzzy set* terakhir (tahun 2024), kemudian mengambil rata-rata titik tengah dari semua kemungkinan yang direlasikan dalam FLRG. Jika tidak ada relasi ditemukan, digunakan titik tengah dari *fuzzy set* terakhir sebagai prediksi.

Prediksi tahun 2026 dilakukan menggunakan data 5 tahun terakhir yaitu 2021 hingga 2025, di mana nilai tahun 2025 adalah hasil prediksi dari langkah sebelumnya. Ini membuat prediksi tahun 2026 lebih dinamis dan realistis karena mempertimbangkan hasil prediksi sebelumnya.

Aturan defuzzifikasi

Jika *fuzzy set* terakhir (state terakhir) memiliki relasi dalam FLRG, maka:

Semua *fuzzy set* di bagian kanan FLRG (konsekuen) diambil nilai titik tengahnya (*midpoint*).

Nilai prediksi dihitung sebagai rata-rata dari seluruh *midpoint* tersebut. Rumus prediksi aturan *defuzzifikasi* dituliskan pada persamaan (9)

$$Forecast = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i \quad (9)$$

Di mana m_i adalah nilai titik tengah dari *fuzzy set* ke- i dalam FLRG, dan n adalah jumlah *fuzzy set* dalam relasi tersebut.

Jika *fuzzy set* terakhir tidak memiliki relasi dalam FLRG (yaitu tidak ada konsekuen), maka:

Nilai prediksi ditentukan langsung dari titik tengah dari *fuzzy set* terakhir tersebut.

2.7. Metrik Evaluasi

Metrik evaluasi memberikan gambaran mengenai performa model prediksi dalam menangkap pola dan hubungan yang ada dalam data. Penelitian ini menggunakan tiga metrik evaluasi (*Mean Absolute Error*) MAE, (*Root Mean Squared Error*) RMSE, dan (*Mean Absolute Percentage Error*) MAPE.

Rumus (*Mean Absolute Error*) MAE dapat dituliskan pada persamaan (10)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (10)$$

n adalah jumlah total data pengamatan, \hat{y}_i adalah nilai hasil prediksi pada waktu ke- i , y_i adalah nilai aktual pada waktu ke- i .

Rumus (*Root Mean Squared Error*) RMSE dapat dituliskan pada persamaan (11)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

n adalah jumlah data, i adalah urutan data pada database, y_i adalah aktual dan \hat{y}_i adalah nilai prediksi.

Rumus (*Mean Absolute Percentage Error*) MAPE dapat dituliskan pada persamaan (12)

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (12)$$

n jumlah total data pengamatan. y_i nilai aktual ke-I, \hat{y}_i nilai prediksi ke-i.

3. Hasil dan Diskusi

Perhitungan menggunakan metode peramalan yang telah dipilih dalam penelitian ini, yaitu ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dan *Fuzzy Time Series Chen*. Kedua metode ini diterapkan secara terpisah menggunakan bahasa pemrograman *python* untuk memodelkan data harga eceran daging sapi berdasarkan data historis dari tahun 2020 hingga 2024.

3.1. Metode ARIMA

Penerapan proses metode ARIMA dalam perhitungan ini, digunakan data dari salah satu provinsi sebagai contoh perhitungan, Provinsi yang dipilih sebagai sampel adalah Provinsi Aceh. Pemilihan satu provinsi bertujuan untuk mempermudah pemahaman terhadap setiap tahapan proses, mulai dari identifikasi model, pengujian *stasioneritas*, penentuan parameter, hingga pembuatan model dan peramalan. Seluruh perhitungan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan bantuan *library statsmodels* untuk membangun model ARIMA, serta *pandas* dan *numpy* untuk pengolahan data. Langkah-langkah ini merepresentasikan proses yang sama yang diterapkan pada seluruh provinsi lainnya dalam penelitian.

Memasukan data harga eceran daging sapi dari tahun 2020 hingga 2024 ke dalam struktur *dictionary* dan diubah ke dalam bentuk *DataFrame* menggunakan *library pandas*. Kemudian, kolom 'Provinsi' diambil untuk membentuk daftar nama-nama provinsi yang akan diproses dalam iterasi model.

Sebelum membentuk model ARIMA, dilakukan uji *stasioneritas* data menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF Test) untuk mengetahui apakah data sudah *stasioner* atau belum. Hasil pengujian ditunjukkan melalui nilai statistik ADF dan *p-value*. Jika *p-value* < 0.05, maka data dianggap *stasioner* dan tidak memerlukan proses *differencing* tambahan. Namun, jika *p-value* ≥ 0.05, data dikategorikan tidak *stasioner* sehingga perlu dilakukan *differencing*. Dalam penelitian ini, sebagian besar data menunjukkan perlunya *differencing* satu kali (d=1) untuk memenuhi syarat *stasioneritas* model ARIMA.

Penentuan ordo ARIMA dilakukan secara manual dengan menggunakan parameter (p,d,q) = (1,1,1). Pemilihan ordo secara manual ini didasarkan pada keterbatasan jumlah data yang tersedia, yaitu hanya lima tahun (2020–2024), sehingga kurang memadai untuk melakukan analisis *plot* ACF dan PACF secara optimal. Selain itu, ketika dilakukan eksplorasi menggunakan pendekatan otomatis berbasis AIC/BIC melalui fungsi *auto_arima*, diperoleh kombinasi ordo yang menghasilkan nilai evaluasi (seperti MAE, RMSE, dan MAPE) yang cenderung lebih tinggi dibandingkan ordo (1,1,1). Oleh karena itu, dipilihlah ordo (1,1,1) secara manual karena memberikan hasil evaluasi yang lebih baik, stabil.

Model ARIMA yang dibentuk menggunakan data harga daging sapi dari tahun 2020 hingga 2024 untuk masing-masing provinsi. Model ini menggunakan parameter orde (1,1,1), yang berarti menggunakan satu lag untuk komponen *autoregresif* (AR), satu kali *differencing* (I), dan satu lag untuk komponen *moving average* (MA). Setelah model dilatih menggunakan data historis tersebut, dilakukan peramalan harga untuk dua tahun ke depan, yaitu tahun 2025 dan 2026. Selanjutnya, dari model yang telah terbentuk, dilakukan ekstraksi *koefisien* AR (*phi*), MA (*theta*), serta residual terakhir. Informasi ini berguna untuk memahami kontribusi masing-masing komponen dalam model terhadap hasil prediksi.

Tabel 3. Hasil Model ARIMA(1,1,1) dan Residual Terakhir

| Differncing | AR(1) | MA(1) | Residual Terakhir |
|------------------------|--------|---------|-------------------|
| 6083. 10338. 1443. 257 | 0.6607 | -0.6027 | -2035.6013 |

Tabel 3. hasil model ARIMA untuk satu provinsi, yang mencakup nilai *differencing*, *koefisien* AR(1), MA(1), dan residual terakhir. Nilai *differencing* menunjukkan perubahan harga antar tahun sebagai dasar pembentukan model dengan orde *differencing* ($d=1$). *Koefisien* AR(1) sebesar 0.6607 menandakan adanya pengaruh positif dari nilai sebelumnya terhadap nilai saat ini, sedangkan *koefisien* MA(1) sebesar -0.6027 menunjukkan adanya koreksi terhadap kesalahan prediksi sebelumnya. Residual terakhir sebesar -2035.6013 mengindikasikan besarnya selisih antara nilai aktual dan prediksi pada tahun terakhir pelatihan.

Hasil prediksi tahun 2025 dan 2026. Hasil prediksi tersebut langsung ditampilkan menggunakan perintah `print(f" 2025: {int(prediksi[0])}, 2026: {int(prediksi[1])}")`, sehingga setiap kali perulangan berjalan untuk satu provinsi, hasil prediksi untuk dua tahun ke depan akan langsung ditampilkan.

Tabel 4. Hasil Prediksi Tahun 2025 dan 2026 Metode ARIMA

| No. | Provinsi | Prediksi 2025 | Prediksi 2026 |
|-----|----------------|---------------|---------------|
| 1 | Aceh | 159045 | 160997 |
| 2 | Sumatera Utara | 142560 | 144251 |
| 3 | Sumatera Barat | 162094 | 166454 |
| 4 | Riau | 151358 | 153269 |
| : | : | : | : |
| : | : | : | : |
| : | : | : | : |
| 32 | Maluku Utara | 152615 | 159066 |
| 33 | Papua Barat | 158333 | 164940 |
| 34 | Papua | 156358 | 162993 |

Hasil prediksi harga eceran daging sapi untuk tahun 2025 dan 2026 berdasarkan model ARIMA yang diterapkan pada masing-masing provinsi. Setiap baris mewakili satu provinsi, dimulai dari Aceh hingga Papua, dengan dua kolom terakhir menampilkan nilai prediksi untuk masing-masing tahun.

3.2. Metode *Fuzzy Time Series Chen*

Setelah perhitungan metode ARIMA, selanjutnya dilakukan perhitungan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Chen*. Karena proses perhitungan metode ini dilakukan secara berulang untuk setiap provinsi dan melibatkan tahapan yang sama, maka dalam bagian ini hanya akan ditampilkan satu provinsi sebagai contoh perhitungan secara lengkap dan mendetail. Provinsi yang dipilih sebagai sampel adalah Provinsi Aceh, dengan pertimbangan bahwa hasil prediksinya merepresentasikan alur logika fuzzy yang umum terjadi dalam proses peramalan.

langkah pertama adalah mengimpor semua *library* yang diperlukan. *Library pandas* digunakan untuk mengelola dan memanipulasi data dalam bentuk *DataFrame*, *numpy* dimanfaatkan untuk melakukan operasi *numerik*, *sklearn.metrics* Untuk mengukur performa hasil prediksi, *library math* digunakan untuk melakukan perhitungan matematis seperti akar kuadrat.

Proses penentuan semesta pembicaraan dilakukan dengan mencari nilai minimum dan maksimum dari data historis harga, kemudian ditambahkan margin tertentu untuk memperluas cakupan data agar seluruh nilai dapat terwakili dalam interval *fuzzy*. Dalam kode, semesta pembicaraan dihitung dengan $u_{min} = \min(prices) - margin$ dan $u_{max} = \max(prices) + margin$, di mana *prices* adalah daftar harga dari beberapa tahun dan *margin* merupakan nilai toleransi yang ditambahkan ke batas bawah dan atas. Penambahan margin ini bertujuan agar data ekstrem yang mendekati batas tidak terpotong saat dilakukan pembagian *interval fuzzy*.

Tabel 5. Hasil Semesta Pembicaraan

| | | |
|---------------------|-----------|-----------|
| Semesta Pembicaraan | 134271.00 | 154392.00 |
|---------------------|-----------|-----------|

Tabel 4. menampilkan hasil semesta pembicaraan merupakan rentang nilai yang mencakup seluruh data harga yang akan *difuzzifikasi*. Nilai 134271.00 adalah batas bawah (*umin*), dan 154392.00 adalah batas atas (*umax*)

Proses pembentukan *interval* dan titik tengah (*midpoint*) dari data historis. Tahapan ini diawali dengan menentukan panjang masing-masing *interval* menggunakan rumus selisih antara nilai maksimum (*u_max*) dan nilai minimum (*u_min*) yang kemudian dibagi dengan jumlah *interval* yang diinginkan (*interval_count*). Selanjutnya, dilakukan proses pembentukan *interval* dalam bentuk pasangan nilai batas bawah dan batas atas. Setiap *interval* menunjukkan rentang nilai yang menjadi dasar dalam pengelompokan data ke dalam kategori *fuzzy*. Setelah seluruh *interval* terbentuk, setiap *interval* dihitung titik tengahnya menggunakan fungsi *np.mean()*, yang menghasilkan nilai representatif dari setiap *interval* tersebut. Titik tengah ini akan digunakan dalam proses *defuzzifikasi*, yaitu proses mengubah kembali data *fuzzy* menjadi nilai numerik.

Tabel 6. Hasil Pembentukan *Interval* dan Titik Tengah

| Fuzzifikasi | Interval | Midpoint |
|-------------|----------------------|-----------|
| A1 | 134271.00, 137145.43 | 135708.21 |
| A2 | 137145.43, 140019.86 | 138582.64 |
| A3 | 140019.86, 142894.29 | 141457.07 |
| A4 | 142894.29, 145768.71 | 144331.50 |
| A5 | 145768.71, 148643.14 | 147205.93 |
| A6 | 148643.14, 151517.57 | 150080.36 |
| A7 | 151517.57, 154392.00 | 152954.79 |

Tabel 6. hasil pembentukan *interval* dan titik tengah. Setiap *interval* merepresentasikan satu himpunan *fuzzy* dan memiliki batas bawah serta batas atas yang ditentukan dari pembagian merata semesta pembicaraan. Untuk setiap *interval*, juga dihitung nilai *midpoint* atau titik tengah yang digunakan dalam proses *defuzzifikasi* nantinya.

Proses *fuzzifikasi* mengubah data numerik menjadi representasi linguistik berupa himpunan *fuzzy*. Fungsi *fuzzify(value)* menentukan keanggotaan suatu nilai ke dalam *interval fuzzy* berdasarkan rentang nilai yang telah ditentukan. Jika nilai berada dalam rentang batas bawah dan atas suatu *interval*, maka dikategorikan ke dalam himpunan *fuzzy* A_{i+1} . Untuk nilai yang tepat berada di batas atas *interval* terakhir, disediakan kondisi khusus agar tetap masuk ke himpunan *fuzzy* tersebut.

Tabel 7. Hasil *Fuzzifikasi*

| Tahun | Harga | Fuzzifikasi |
|-------|--------|-------------|
| 2020 | 135271 | A1 |
| 2021 | 141354 | A3 |
| 2022 | 151692 | A7 |
| 2023 | 153135 | A7 |
| 2024 | 153392 | A7 |

Tabel 7. hasil *fuzzifikasi* dalam tahap ini, setiap nilai harga diklasifikasikan ke dalam *interval fuzzy* berdasarkan semesta pembicaraan dan pembagian *interval* yang telah ditentukan sebelumnya. Misalnya, pada tahun 2020 harga sebesar 135271 termasuk dalam *interval* A1, karena berada dalam rentang nilai A1.

Proses pembentukan FLR (*Fuzzy Logical Relationship*) digunakan untuk menggambarkan hubungan logis antar data *fuzzy* dari waktu ke waktu. Melalui kode *flrs = [(fuzzy_sets[i], fuzzy_sets[i+1]) for i in range(len(fuzzy_sets) - 1)]*, dibentuk pasangan nilai *fuzzy* berturut-turut, yaitu antara nilai saat ini dan nilai pada waktu berikutnya. Setiap pasangan disimpan sebagai *tuple* yang merepresentasikan satu aturan logis *fuzzy*.

Tabel 8. Hasil Pembentukan FLR

FLR

| |
|----------|
| A1 -> A3 |
| A3 -> A7 |

A7 -> A7

A7 -> A7

Tabel 8. menampilkan hasil pembentukan FLR, Setiap hubungan ditulis dalam bentuk $A \text{ sebelumnya} \rightarrow A \text{ sesudahnya}$, yang menunjukkan bahwa jika suatu tahun berada pada *interval* tertentu, maka tahun berikutnya cenderung berada pada interval lain (atau sama).

Proses *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG) bertujuan mengelompokkan hubungan logis antar kondisi *fuzzy* berdasarkan data historis. Dimulai dengan dictionary kosong, setiap pasangan *fuzzy* (*left*, *right*) dari hasil FLR diiterasi. Jika *left* sudah ada, *right* ditambahkan ke daftar konsekuennya jika belum ada. Jika belum, *right* menjadi konsekuensi pertama dari *left*.

Tabel 9. Hasil Pembentukan FLRG

| FLRG |
|----------|
| A1 -> A3 |
| A3 -> A7 |
| A7 -> A7 |

Tabel 9. menampilkan hasil FLRG dimana pada FLRG $A1 \rightarrow A3$, artinya dari seluruh data yang pernah berada di *interval* A1, transisi selanjutnya hanya pernah menuju A3.

Proses peramalan dilakukan dengan melihat *state fuzzy* terakhir dari hasil *fuzzifikasi* sebagai acuan. Jika *state* tersebut memiliki transisi dalam FLRG, maka prediksi dihitung dari rata-rata *midpoint* himpunan *fuzzy* tujuan (*defuzzifikasi*). Jika tidak ada transisi, maka prediksi diambil langsung dari *midpoint state* terakhir sebagai solusi *fallback*.

Tabel 10. Hasil Peramalan dan Defuzzifikasi

| State terakhir | Next states | Forecast |
|----------------|-------------|-----------|
| A7 | A7->A7 | 152954.79 |

Tabel 10. menampilkan hasil peramalan Pada kasus ini, *state* terakhir adalah A7, yang berarti nilai harga tahun sebelumnya berada dalam *interval fuzzy* A7. Berdasarkan FLRG, A7 memiliki hubungan dengan dirinya sendiri, yaitu $A7 \rightarrow A7$, sehingga prediksi harga untuk tahun berikutnya didasarkan pada *midpoint* dari A7, yaitu 152954.79.

Hasil prediksi ditampilkan dengan hanya menyertakan tiga kolom utama dari *DataFrame*, yaitu “Provinsi”, “Prediksi 2025”, dan “Prediksi 2026”. Fungsi *to_string(index=False)* digunakan agar hasil ditampilkan tanpa *indeks* baris, sehingga *output* menjadi lebih bersih dan mudah dibaca.

Tabel 11. Hasil Prediksi Tahun 2025 dan 2026 Metode Fuzzy Time Series Chen

| No | Provinsi | Prediksi 2025 | Prediksi 2026 |
|----|----------------|---------------|---------------|
| 1 | Aceh | 152954 | 153389 |
| 2 | Sumatera Utara | 138148 | 138458 |
| 3 | Sumatera Barat | 149785 | 150410 |
| 4 | Riau | 144622 | 145152 |
| : | : | : | : |
| : | : | : | : |
| : | : | : | : |
| 32 | Maluku Utara | 136015 | 135749 |
| 33 | Papua Barat | 149206 | 149533 |
| 34 | Papua | 142477 | 142484 |

Tabel 11. menampilkan hasil akhir peramalan harga eceran daging sapi untuk tahun 2025 dan 2026 di seluruh provinsi di Indonesia menggunakan metode *Fuzzy Time Series Chen*. Setiap provinsi memiliki dua nilai prediksi, yaitu untuk tahun 2025 dan tahun 2026, yang dihitung berdasarkan pola historis data tahun 2020 hingga 2024.

3.3. Validasi Akurasi Model

Setelah proses peramalan dilakukan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Chen* dan ARIMA, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi akurasi dari masing-masing model. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai seberapa baik model dalam memprediksi harga eceran daging sapi berdasarkan data historis. Pengukuran akurasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi ulang tahun 2023-2024 dengan data aktual pada tahun yang sama.

Tabel 12. Validasi Akurasi Model

| Metode | MAE | RMSE | MAPE |
|-------------------|---------|----------|-------|
| ARIMA | 8523.43 | 10462.26 | 6.28% |
| Fuzzy Time Series | 3514.15 | 5518.69 | 2.57% |

Tabel 12. menampilkan hasil evaluasi akurasi dua metode peramalan, yaitu ARIMA dan *Fuzzy Time Series Chen*, berdasarkan tiga metrik evaluasi: *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Metode ARIMA menghasilkan MAE sebesar 8523.43, RMSE sebesar 10462.26, dan MAPE sebesar 6.28%. Sementara itu, metode *Fuzzy Time Series* menunjukkan hasil evaluasi yang lebih baik dengan MAE sebesar 3514.15, RMSE sebesar 5518.69, dan MAPE sebesar 2.57%. Nilai ketiga metrik yang lebih rendah pada metode *Fuzzy Time Series* menunjukkan bahwa model ini mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan ARIMA. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa dalam penelitian ini, metode *Fuzzy Time Series Chen* lebih unggul dalam melakukan peramalan harga eceran daging sapi di Indonesia.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil perbandingan dua metode peramalan, yaitu ARIMA dan *Fuzzy Time Series Chen*, dapat disimpulkan bahwa metode *Fuzzy Time Series Chen* menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam meramalkan harga eceran daging sapi di Indonesia, dengan nilai MAE, RMSE, dan MAPE yang lebih rendah dibandingkan metode ARIMA. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan non-linier berbasis logika fuzzy lebih mampu menangkap pola fluktuatif pada data harga pangan. Oleh karena itu, metode *Fuzzy Time Series Chen* dapat direkomendasikan sebagai alternatif yang lebih unggul untuk peramalan harga komoditas pangan strategis. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menguji metode ini dengan varian fuzzy lainnya seperti FTS Lee atau FTS Markov, serta mempertimbangkan integrasi faktor eksternal seperti hari besar keagamaan, kebijakan pemerintah, dan distribusi logistik untuk meningkatkan akurasi model prediksi.

Referensi

- [1] Z. Zulmaneri, A. Yulistia, and N. Adiarni, "Analisis Risiko Rantai Pasok Daging Sapi Di Masa Pandemi Covid 19 Studi Kasus: Dki Jakarta," *Sharia Agribus. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 71–98, 2021.
- [2] D. Ramadanthi, A. T. Nugraha, and A. Senjayani, "Analisis Peramalan Impor Beras Indonesia," *Sharia Agribus. J.*, vol. 2, no. 1, pp. 51–64, 2022.
- [3] E. Sedyono, K. Dwi, C. Arthur, I. Utami, R. Prabowo, and R. Chiong, "An integrated framework for multi-commodity agricultural price forecasting and anomaly detection using attention-boosted models," *J. Agric. Food Res.*, vol. 22, no. February, p. 102021, 2025.
- [4] D. C. Smith, E. B. Thumm, J. Anderson, K. Kissler, S. M. Reed, S. M. Centi, A. W. Staley, T. L. Hernandez, and A. J. Barton, "Sudden Shift to Telehealth in COVID-19: A Retrospective Cohort Study of Disparities in Use of Telehealth for Prenatal Care in a Large Midwifery Service," *J. Midwifery Women's Heal.*, vol. 69, no. 4, pp. 522–530, 2024.
- [5] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. S. Namin, "A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series," in *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, 2018, pp. 1394–1401.
- [6] B. Wang and X. Liu, "Fuzzy-Probabilistic Time Series Forecasting Combining Bayesian Network and Fuzzy Time Series Model," 2025.
- [7] L. Wati and A. Solichin, "Prediksi Nilai Pengadaan Barang Dan Jasa Pada Sebuah Perusahaan Pariwisata Menggunakan Metode Arima Dan Fuzzy Time Series," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 214–227, 2024.
- [8] A. R. Pratama and Firdaus, "Perbandingan Metode Arima Dengan Fuzzy Time Series Model Chen Pada Peramalan Curah Hujan Di Kota Bengkulu," *J. Math-UMB.EDU*, vol. 11, no. 3, pp. 154–166, 2024.
- [9] B. G. Prianda and E. Widodo, "Perbandingan Metode Seasonal Arima Dan Extreme Learning Machine Pada Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Ke Bali," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 15, no. 4, pp. 639–650, 2021.
- [10] D. Arvie, "Peramalan Import Migas dan Non-migas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Cheng," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 3519–3528, 2022.

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2283>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

- [11] A. Rahmawati and W. Sulistijanti, "Peramalan Harga Penutupan Saham PT . Unilever Indonesia Dengan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Lee," *J. Mirai Manag.*, vol. 8, no. 2, pp. 367–378, 2023.
- [12] E. D. Tarigan, "Peramalan Harga Beras di Indonesia Dengan ARIMA," *Sepren*, vol. 5, no. 02, pp. 117–126, 2024.
- [13] E. Surabina, B. Saragih, F. M. Gumay, M. Fajriyanti, and S. E. Siregar, "Perbandingan Arima dan Fuzzy Time Series Markov Chain Untuk Meramalkan Prediksi Hasil Panen Kopi (Studi Kasus Kabupaten Bengkulu Tengah Tahun 2012-2022)," vol. 3, no. 2, 2024.
- [14] F. Zuhdi, Y. Zurriyati, and E. Novriandeni, "Peramalan Populasi Sapi di Provinsi Riau dan Indonesia Menggunakan Pendekatan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)," *J. Peternak.*, vol. 18, no. 2, p. 87, 2021.
- [15] I. I. Atmawanti, A. R. Hakim, D. Statistika, and U. Diponegoro, "PERBANDINGAN FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN DAN FUZZY TIME SERIES CHENG," vol. 13, 2024.