Peramalan LPG 3 kg Menggunakan *Fuzzy Time Series-Markov Chain* di Kota Medan

Felicia Eldora[1*], Melissa Chandra[2], Ledy Meva Tiurma Gultom[3], Dameria Yanti Sinaga[4], Novita Atika Sitorus[5], Didi Febrian[6]

[1,2,3,4,5,6]Matematika, Universitas Negeri Medan, Kota Medan, 20221,Indonesia
*Corresponding Author: feli.4223230022@mhs.unimed.ac.id

Abstrak

Permintaan LPG 3 kg bersubsidi di Indonesia cenderung berfluktuasi akibat faktor musiman dan perubahan pola konsumsi, sehingga berpotensi menimbulkan risiko kelangkaan maupun kelebihan stok. Metode peramalan konvensional sering kali kurang adaptif dalam menangkap dinamika permintaan yang tidak stasioner dan bersifat tidak pasti. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menerapkan model peramalan berbasus logika fuzzy dan transisi stokastik Markov yang dikenal dengan FTS-MC untuk meramalkan penjualan LPG 3 kg bersubsidi jangka pendek pada PT. XYZ. Penelitian ini menggunakan dataset berukuran relatif kecil berupa 24 data penjualan bulanan selama periode Januari 2023 hingga Desember 2024. Proses peramalan meliputi pembentukan interval, fuzzifikasi data, pembentukan hubungan logis fuzzy, serta penyusunan matriks probabilitas transisi. Hasil peramalan menunjukkan nilai penjualan LPG 3 kg sebesar 523,1 tabung sebagai nilai terendah pada bulan ke-11 dan 1.777,1 tabung sebagai nilai tertinggi pada bulan ke-3 dan ke-7. Tingkat akurasi peramalan ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 8,64%, yang menunjukkan bahwa metode FTS–MC tetap mampu memberikan kinerja peramalan yang baik meskipun diterapkan pada dataset berukuran terbatas, sehingga efektif digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam pengelolaan stok LPG 3 kg bersubsidi secara efisien dan adaptif.
Kata kunci: Fuzzy Time Series; LPG 3 kg; Markov Chain; Peramalan

Abstract

The demand for subsidized 3 kg LPG in Indonesia tends to fluctuate due to seasonal factors and changes in consumption patterns, leading to potential risks of shortages or excess stock. Conventional forecasting methods are often less adaptive in capturing non-stationary and uncertain demand dynamics. Therefore, this study aims to apply a forecasting model based on fuzzy logic and Markov stochastic transitions, known as FTS-MC, to predict short-term subsidized 3 kg LPG sales at PT. XYZ. This research utilizes a relatively small dataset consisting of 24 monthly sales observations from January 2023 to December 2024. The forecasting process involves interval formation, data fuzzification, the construction of fuzzy logical relationships, and the development of a transition probability matrix. The results indicate that the forecasted 3 kg LPG sales reach a low of 523.1 cylinders in the 11th month and a peak of 1,777.1 cylinders in the 3rd and 7th months. Forecasting accuracy is demonstrated by a MAPE value of 8.64%, which shows that the FTS–MC method remains capable of providing good forecasting performance even when applied to a limited dataset. Consequently, it serves as an effective decision-making tool for the efficient and adaptive management of subsidized 3 kg LPG stock.
Keywords: Fuzzy Time Series; 3 kg LPG; Markov Chain; Forecast

Citation: Eldora, F. Dkk. (2025). Peramalan LPG 3 kg Menggunakan Fuzzy Time Series-Markov Chain di Kota Medan. *Prodising Seminar Nasional Jurusan Matematika 2025*. 135 - 145

PENDAHULUAN

Dalam rangka memperkokoh stabilitas energi nasional dan memacu pertumbuhan ekonomi, pemerintah Indonesia secara intensif memprioritaskan penguatan sektor industri migas. Pada tahun 2007, pemerintah mencanangkan kebijakan konversi energi rumah tangga melalui program migrasi energi domestik, di mana konsumsi minyak tanah bersubsidi digantikan oleh LPG yang dinilai lebih efisien, bersih, dan ekonomis (Lesmana et al., 2021). Program konversi ini merupakan langkah penting untuk mengurangi beban subsidi BBM yang semakin meningkat serta untuk mendorong pemanfaatan energi yang lebih ramah lingkungan. Sejak pelaksanaan konversi tersebut, kebutuhan memasak di tingkat rumah tangga serta penggiat Usaha Mikro hingga Menengah yang disebut juga UMKM mulai beralih ke penggunaan LPG 3 kg sebagai energi utama. LPG 3 kg dipilih karena harga yang lebih terjangkau melalui subsidi langsung dari pemerintah dan karena ketersediaannya yang luas di berbagai daerah.

Untuk memenuhi kebutuhan masyarakat, penyediaan dan distribusi LPG 3 kg dipenuhi dan disalurkan dari PT. Pertamina melalui jaringan rantai pasok yang melibatkan Terminal LPG, agen LPG, hingga pangkalan resmi yang menjadi ujung tombak penyaluran kepada konsumen (Kaligis & Qisti, 2025). Selain itu, keberadaan pengecer yang tersebar hingga ke area permukiman turut memperluas jangkauan distribusi LPG 3 kg, sehingga konsumen dapat memperoleh tabung LPG dengan lebih mudah tanpa harus selalu datang ke pangkalan resmi. Peran pengecer ini membantu meningkatkan aksesibilitas dan kenyamanan masyarakat dalam memenuhi kebutuhan energi sehari-hari, khususnya bagi rumah tangga dan UMKM yang membutuhkan pasokan cepat dan fleksibel.

Agen dan pangkalan resmi adalah distributor gas ke rumah-rumah dan UMKM serta bertanggung jawab untuk memenuhi kuota permintaan pelanggan di lingkungan pendistribusiannya. Besarnya volume kebutuhan masyarakat terhadap LPG 3 kg sering kali melampaui kapasitas pangkalan dalam menyediakan pasokan yang konsisten. Kendala ini dapat menyebabkan kelangkaan LPG 3 kg yang merugikan masyarakat. Di sisi lain, beberapa akibat faktor eksternal seperti kenaikan harga bbm, inflasi dan melemahnya daya beli maupun bencana alam justru dapat menyebabkan terjadinya kelebihan stok yang dapat meningkatkan biaya penyimpanan dan distribusi. Guna mengatasi permasalahan tersebut diperlukan sebuah metode yang bisa meramalkan penjualan LPG 3 kg secara akurat (Siregar et al., 2022).

PT. XYZ dipilih sebagai lokasi studi karena merupakan agen LPG 3 kg bersubsidi yang memiliki karakteristik permasalahan distribusi dan pengelolaan persediaan yang nyata di tingkat lapangan. Berdasarkan data penjualan historis bulanan pada periode Januari 2023 sampai Desember 2024, data ini LPG 3 kg di PT. XYZ menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan antar-periode, termasuk penurunan tajam dan fase stabil pada level rendah. Kondisi tersebut berimplikasi langsung pada risiko ketidakseimbangan stok, baik berupa potensi kekurangan pasokan pada periode tertentu maupun kelebihan stok pada periode lainnya. Oleh karena itu, PT. XYZ dinilai relevan sebagai studi kasus untuk mengkaji penerapan metode peramalan yang mampu menangkap dinamika perubahan permintaan secara adaptif guna mendukung pengelolaan persediaan dan distribusi LPG 3 kg bersubsidi secara lebih efektif.

Penjualan LPG 3 kg di setiap pangkalan cenderung mengalami fluktuasi, baik berupa kenaikan maupun penurunan, yang dipengaruhi oleh pola musiman, perubahan perilaku konsumsi masyarakat, serta berbagai faktor eksternal seperti kebijakan pemerintah dan kondisi keuangan. Fluktuasi tersebut tidak hanya menyulitkan agen dan pangkalan dalam memperkirakan kebutuhan stok, tetapi juga berpotensi menimbulkan dampak praktis yang signifikan. Kelebihan stok LPG 3 kg dapat meningkatkan biaya penyimpanan dan distribusi, terutama akibat meningkatnya kebutuhan ruang penyimpanan, intensitas penanganan tabung, serta frekuensi aktivitas bongkar muat, yang pada akhirnya berdampak pada peningkatan biaya logistik secara keseluruhan. Sedangkan kekurangan stok berisiko menyebabkan kelangkaan yang berdampak langsung pada aktivitas rumah tangga dan pelaku Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) yang bergantung pada LPG 3 kg sebagai sumber energi utama. Kondisi tersebut berpotensi menurunkan produktivitas UMKM serta menimbulkan ketidakstabilan distribusi LPG 3 kg bersubsidi di lapangan. Oleh karena itu, berbagai pendekatan dan metode analisis telah dikembangkan oleh peneliti sebelumnya untuk memahami karakteristik perubahan permintaan serta menghasilkan model peramalan yang lebih akurat sebagai dasar pengelolaan stok dan distribusi LPG 3 kg secara lebih efisien dan adaptif (Siregar et al., 2022).

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* atau ARIMA sering menjadi pilihan utama dalam analisis statistik konvensional berkat struktur parameternya yang lugas dan mudah dipahami. Namun, model ini memiliki keterbatasan mendasar akibat asumsi linieritas dan kebutuhan terhadap data stasioner, sehingga kurang mampu menangkap pola yang bersifat non-linear. Salah satu konsekuensinya adalah model tersebut sering menghasilkan akurasi yang tidak optimal ketika diterapkan pada data permintaan LPG 3 kg yang cenderung fluktuatif, dipengaruhi oleh pola musiman yang tidak teratur, serta dipengaruhi faktor eksternal yang kompleks. (Liu, 2024; Schaffer et al., 2021).

Metode *Fuzzy Time Series* (FTS) merupakan salah satu pendekatan yang efektif dalam memodelkan data deret waktu yang bersifat fluktuatif karena mampu merepresentasikan ketidakpastian melalui konsep himpunan *fuzzy*. Meskipun demikian, model FTS konvensional umumnya membangun hubungan antar-keadaan *fuzzy* secara deterministik, sehingga belum secara eksplisit mempertimbangkan sifat probabilistik dari perubahan keadaan pada data deret waktu. Dalam konteks permintaan LPG 3 kg yang bersifat tidak stasioner dan cenderung mengalami fluktuasi, karakteristik perubahan antar-periode lebih tepat dimodelkan sebagai proses stokastik. Oleh karena itu, pengembangan metode FTS dengan mengintegrasikan pendekatan *Markov Chain* digunakan untuk memodelkan probabilitas transisi antar-keadaan *fuzzy* secara lebih realistis, yang dikenal sebagai *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTS-MC)(Dhian et al., 2024).

Metode ini telah terbukti meningkatkan akurasi peramalan pada berbagai studi kasus, seperti peramalan curah hujan, volume penjualan, serta data permintaan energi (Ibaad et al., 2025; Laily et al., 2023; Safitri, 2022). Meskipun demikian, penerapan metode FTS–MC pada penelitian-penelitian terdahulu umumnya difokuskan pada objek non-subsidi dan sektor umum yang tidak memiliki karakteristik pembatasan kuota, intervensi kebijakan, serta fluktuasi distribusi seperti pada penjualan dan persediaan LPG 3 kg bersubsidi. Selain itu, belum ada penelitian yang secara khusus menerapkan FTS–MC untuk peramalan penjualan atau persediaan LPG 3 kg bersubsidi, terutama pada tingkat pangkalan atau agen distribusi. Maka dari itu, penelitian ditujukkan untuk mengaplikasikan metode FTS–MC dalam peramalan penjualan/persediaan LPG 3 kg bersubsidi serta mengevaluasi tingkat akurasi peramalan yang dihasilkan sebagai

kontribusi ilmiah dalam mendukung pengambilan keputusan pengelolaan stok dan distribusi LPG 3 kg secara lebih adaptif dan efisien.

Peramalan dengan menggunakan metode *Fuzzy Time Series* (FTS) mampu mengidentifikasi pola dari data historis yang telah terjadi, kemudian memanfaatkannya untuk memproyeksikan nilai pada periode mendatang (Virgianti et al., 2021). Konsep ini pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom pada tahun 1993, di mana nilai FTS direpresentasikan dalam bentuk himpunan *fuzzy* (Ibaad et al., 2025). Nilai-nilai yang digunakan dalam peramalan FTS berupa himpunan *fuzzy* dari bilangan real pada suatu himpunan semesta yang telah ditetapkan, di mana himpunan fuzzy tersebut digunakan sebagai representasi pengganti data historis yang akan diramalkan (Hasibuan et al., 2024). Nilai FTS selanjutnya dapat direpresentasikan ke dalam himpunan fuzzy yang didefinisikan sebagai berikut (Vianita et al., 2022):

Definisi 1 Asumsikan $Y(t) \in R, t = 0, 1, 2, 3, \ldots$ adalah sebuah $time\ series$. Jika A_i merupakan himpunan fuzzy pada $Y(t)$ dan $F(t) = \{A_1, A_2, A_3, \ldots\}$, maka $F(t)$ disebut *fuzzy time series* pada $Y(t)$.
Fuzzy logical relationship (FLR) merupakan hubungan $F(t) = A_j$ dengan $F(t-1) = A_i$, yang biasa dituliskan dalam bentuk $A_i \rightarrow A_j$. Berikut ini merupakan definisi yang berkaitan FLR (Hidayatullah et al., 2022):
Definisi 2 Asumsikan $F(t) = A_j$ dipengaruhi $F(t-1) = A_i$, akibatnya FLR dijelaskan sebagai hubungan antara $F(t)$ dan $F(t-1)$ yang dituliskan dengan $A_i \rightarrow A_j$. Apabila ada lebih dari satu FLR yang memiliki himpunan *fuzzy* awal yang memiliki kesamaan ($A_i \rightarrow A_{j1}, A_i \rightarrow A_{j2}$), yang dinyatakan dengan $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \ldots$, maka hubungan tersebut disebut sebagai *fuzzy logical relationship group* (FLRG).

Model *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTS-MC) merupakan model hibrida yang mengombinasikan metode *Fuzzy Time Series* (FTS) dengan proses stokastik *Markov Chain* (Wahyudi et al., 2023). Konsep FTS–MC pertama kali diperkenalkan oleh Tsaur pada tahun 2012 untuk mengevaluasi tingkat akurasi peramalan nilai tukar antara mata uang Taiwan dan Dolar AS. Pada penelitiannya, Tsaur mengintegrasikan pendekatan FTS dengan *Markov Chain* dengan tujuan meningkatkan akurasi peramalan melalui pemanfaatan matriks probabilitas transisi (Fikri et al., 2023; Hidayatullah et al., 2023; Ibaad et al., 2025). Model peramalan FTS–MC terbukti mampu menghasilkan presentase ketepatan yang lebih tinggi jika disandingkan dengan metode FTS murni maupun model peramalan lainnya. Hal ini disebabkan oleh penggunaan logika *fuzzy* yang bersifat fleksibel dan mampu mentoleransi ketidakpresisian data. Selain itu, pendekatan *fuzzy* bekerja dengan konsep linguistik yang menyerupai bahasa manusia, sehingga proses pemetaan nilai numerik ke dalam himpunan linguistik menjadi lebih intuitif serta mampu merepresentasikan pola perubahan data yang sulit dijelaskan secara matematis (Wahyudi et al., 2023). Ketika logika *fuzzy* ini dikombinasikan dengan rantai Markov, model FTS-MC juga memperoleh kemampuan tambahan dalam mempelajari probabilitas transisi antar kondisi *fuzzy*, memungkinkan prediksi yang lebih stabil dan adaptif terhadap dinamika perubahan data dari waktu ke waktu.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data bersifat primer yang didapatkan langsung melalui agen LPG PT. XYZ sebagai pihak penyedia dan penyalur LPG 3 kg. Data ini mencakup periode 2 tahun, yaitu dari Januari 2023 hingga Desember 2024, dengan frekuensi bulanan sebanyak 24 data. Jenis data yang dikumpulkan berupa *grand total* penjualan, yaitu jumlah realisasi penjualan LPG 3 kg dari seluruh pangkalan yang berada di bawah naungan agen tersebut setiap bulan. Guna memproyeksikan angka penjualan pada waktu mendatang secara tepat, metode FTS-MC diterapkan dengan berbasis langsung pada data orisinal lapangan. Pada tahap ini dilakukan analisis data menggunakan metode FTS-MC, di antaranya meliputi 3 tahapan; (1) analisis statistis deskritif; (2) perhitungan metode FTS-MC; dan (3) effisiensi peramalan. Tahap awal penelitian dilakukan dengan analisis statistik deskriptif melalui visualisasi grafik deret waktu. Analisis ini bertujuan untuk mengamati kecenderungan, fluktuasi, dan pola pergerakan data penjualan LPG 3 kg dari waktu ke waktu sebagai dasar dalam memahami karakteristik data sebelum dilakukan pemodelan peramalan.

Tahap kedua menentukan perhitungan menggunakan metode FTS-MC**,** dengan langkah 9 (sembilan) langkah. Prosedur diawali dengan penghimpunan rangkaian data kronologis serta penentuan batas ruang lingkup semesta , yang definisinya dijabarkan melalui ketentuan berikut (Vianita et al., 2022) persamaan pertama

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

dalam konteks ini, D_{min} dan D_{max} merepresentasikan batas nilai terendah dan tertinggi dari himpunan data, sementara D_1 dan D_2 bertindak sebagai variabel konstanta positif yanditentukan berdasarkan berdasarkan penyesuaian.

Kemudian langkah selanjutnya mengidentifikasi jumlah dan panjang interval, dengan mempertimbangkan data yang berdistribusi normal, maka jumlah interval ditentukan menggunakan rumus *Strurges*, sebagai berikut (Hidayatullah et al., 2023) persamaan 2:

$$n = 1 + 3.3 \log N \tag{2}$$

dengan N menyatakan jumlah observasi data histori. Selanjutnya, panjangnya interval dihitung melalui persamaan dibawah (Syahrini et al., 2025).

$$l = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)}{n} \tag{3}$$

Setelah panjang interval diperoleh, interval ke-i dapat ditentukan sebagai berikut (Atmawanti et al., 2024) persamaan 4:

$$\begin{aligned} u_1 &= [D_{min} - D_1; D_{min} - D_1 + l] \\ u_2 &= [D_{min} - D_1 + l; D_{min} - D_1 + 2l] \\ u_3 &= [D_{min} - D_1 + 2l; D_{min} - D_1 + 3l] \\ &\vdots \\ u_n &= [D_{min} - D_1 + (n-1)l; D_{min} - D_1 + nl] \end{aligned} \tag{4}$$

Setelah memnentukan himpunan semesta U, selanjutnya mengidentifikasi himpunan *Fuzzy* yang Digunakan di Himpunan Semesta U. Identifikasi himpunan fuzzy bagi tiap rentang linguistik dijabarkan melalui pemaparan di bawah ini (Nurlela et al., 2023) persamaan 5m dimana μ_{ij} (persamaan 6) merepresentasikan nilai fungsi keanggotaan u_j dalam A_i yang ditetapkan sebagai:

$$A_i = \sum_{j=1}^{n} \frac{\mu_{ij}}{\mu_j} \tag{5}$$

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1, i = j; \\ 0.5, j = i - 1 \text{ atau } j = i + 1; \\ 0, \text{lainnya} \end{cases} \tag{6}$$

Selanjutnya melakukan Fuzzifikasi terhadap data historis. Proses fuzzifikasi dilakukan dengan memetakan setiap data historis ke dalam himpunan *fuzzy* yang sesuai. Apabila suatu data berada pada selang u_i, akibatnya data tersebut difuzzifikasi ke dalam sebuah himpunan *fuzzy* A_i. Untuk mengidentifikasi FLR dan FLRG diawali dengan menentukan matriks probabilitas transisi Markov (R) berukuran $k \times k$, dengan k menyatakan jumlah himpunan *fuzzy* berdasarkan FLRG yang telah diperoleh dinyatakan sebagai berikut (Wajdi, 2022):

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \cdots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & \cdots & P_{2n} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & \cdots & P_{3n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & P_{n3} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \tag{7}$$

Dimana probabilitas transisi dari *state* A_i ke *state* A_j dirumuskan sebagai berikut:

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, i, j = 1,2,3,\ldots,n \tag{8}$$

Dengan; M_{ij}: total transisi dari *state* A_i ke A_j satu langkah; M_i: total data yang termasuk dalam *state* A_i; selanjutnya Mengestimasi nilai peramalan awal melalui peramalan matriks peluang transisi yang tersaji pada persamaan (7), angka eramalan awal diidentifikasi dengan mengikuti ketentuan teknis berikut ini.

Jika FLRG dari A_i merupakan *one to one*, maka hasil peramalan $F(t)$ sebagai berikut:

$$F(t) = m_k P_{ik} = m_k. \tag{9}$$

Jika FLRG dari A_i merupakan *one to many*, maka hasil peramalan data yang diambil $Y(t-1)$ berada pada *state* A_j, maka hasil peramalan $F(t)$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned} F(t) = {} & m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + m_3 P_{j3} + \ldots + m_{j-1} P_{j(j-1)} \\ & Y(t-1) P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \ldots + m_n P_{jn}, \end{aligned} \tag{10}$$

dengan $m_1, m_2, m_3, \ldots, m_{j-1}, m_{j+1}, m_n$ merupakan titik tengah dari $u_1, u_2, u_3, \ldots, u_{j-1}, u_j, u_{j+1}, u_n$ dan m_j disubstitusikan ke $Y(t-1)$ agar diperoleh lebih banyak informasi dari *state* A_j pada saat $t-1$.

Menghitung nilai penyesuaian (D_t) pada nilai peramalan dilakukan untuk meningkatkan akurasi, dilakukan penyesuaian nilai peramalan berdasarkan arah dan jarak perpindahan antar *state fuzzy*. Aturan dalam menghitung nilai penyesuaian ditentukan sebagai berikut (Ibaad et al., 2025); (a) Ketika transisi antar *state* naik, maka menggunakan persamaan 11; (b) Ketika transisi antar *state* turun, maka menggunakan persamaan 12; (c) Ketika transisi antar *state* maju sejauh *s state*, maka menggunakan persamaan 13; dan (d) Ketika transisi antar *state* mundur sejauh *v state*, maka menggunakan persamaan 14.

$$D_{t1} = \left(\frac{l}{2}\right) \quad (11)$$

$$D_{t1} = -\left(\frac{l}{2}\right) \quad (12)$$

$$D_{t2} = \left(\frac{l}{2}\right) s, (1 \leq s \leq n - i) \quad (13)$$

$$D_{t2} = -\left(\frac{l}{2}\right) v, (1 \leq v \leq i) \quad (14)$$

Sedangkan untuk mengkalkulasi nilai peramalan akhir yang telah disesuaikan menggunakan langkah-langkah; (a) apabila FLRG bersifat *one to many* dan terjadi perpindahan *state* ke interval berikutnya, maka nilai peramalan akhir persamaan 15; (b) apabila FLRG bersifat *one to many* dan terjadi perpindahan *state* ke satu interval di atas *state* sebelumnya, maka persamaan 16; (c) apabila FLRG bersifat *one to many* dan terjadi perpindahan *state* dari satu interval di bawah *state* sebelumnya, maka nilai peramalan akhir menggunakan persamaan 17; dan (d) Secara umum, nilai peramalan akhir dapat dituliskan seperti persamaan 18.

$$F^*(t) = F(t) + D_{t1} + D_{t2} = F(t) + \frac{l}{2} + \frac{l}{2} \quad (15)$$

$$F^*(t) = F(t) + D_{t2} = F(t) + \frac{l}{2} \quad (16)$$

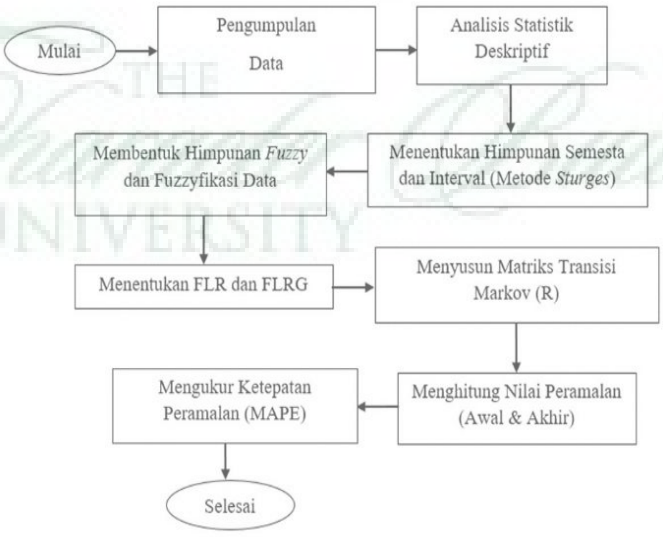
$$F^*(t) = F(t) + D_{t2} = F(t) - \frac{l}{2}2 = F(t) - l \quad (17)$$

$$F^*(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F(t) \pm \left(\frac{l}{2}\right) \pm \left(\frac{l}{2}\right) s \quad (18)$$

Menghitung nilai ketepatan peramalan secara efisien menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai hasil peramalan dalam bentuk persentase. Nilai MAPE dihitung menggunakan persamaan berikut (Muhammad et al., 2021).

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y(t) - F^*(t)}{Y(t)}\right| \times 100\% \quad (19)$$

Syarat penentuan keakuratan MAPE menggunakan acuan sebagai berikut (Wahyudi et al., 2023): (a) performa prediksi dikategorikan sangat baik jika nilai MAPE $< 10\%$; (b) performa prediksi dikategorikan baik jika nilai $10\% \leq$ MAPE $< 20\%$; (c) performa prediksi dikategorikan cukup jika nilai $20\% \leq$ MAPE $< 50\%$; (d) performa prediksi dikategorikan tidak akurat jika nilai MAPE $\geq 50\%$. Pengolahan dan perhitungan metode FTS-MC dilakukan menggunakan *Microsoft Excel*, serta visualisasi grafik perbandingan data aktual dan hasil peramalan dilakukan menggunakan *Software Python*. Evaluasi kesalahan difokuskan menggunakan MAPE sebagai pengukuran *error* utama, sementara metode pengukuran *error* lainnya tidak digunakan pada penelitian ini dikarenakan hasil keakuratan yang diperoleh dari MAPE cenderung lebih tinggi dibandingkan metrik lainnya. Secara umum tahapan analisis data dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. *Flowchart* Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data penjualan LPG 3 kg sebanyak 24 bulan, diperoleh nilai minimum dan maksimum sebagai berikut: $D_{min} = 640$ dan $D_{max} = 2000$. Untuk memperluas jangkauan himpunan semesta digunakan batas bawah $D_1 = 2.9$ dan batas atas $D_2 = 5.1$. Dengan demikian himpunan semesta $U = [D_{min} - D_1;\ D_{max} + D_2] = [640 - 2.9;\ 2000 + 5.1]$ = $[637.1;\ 2005.1]$. Himpunan semesta inilah yang digunakan sebagai dasar pembentukan interval *fuzzy*. Jumlah interval ditentukan menggunakan rumus *Sturges n* = 1 + 3,322.log$_{10}$ N, dengan N jumlah observasi. Untuk $N = 24$, maka diperolah $n \approx 5{,}55 \approx 6$. Sehingga dipilih 6 interval. Perhitungan lebar interval ℓ adalah sebagai berikut:

$$\ell = \frac{(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)}{n} = \frac{2005{,}1 - 637{,}1}{6} = 228$$

Dengan demikian himpunan semesta U dibagi menjadi ke dalam 6 interval yang berukuran 228.

Berdasarkan panjang interval yang diperoleh, himpunan semesta dibagi menjadi 6 interval *fuzzy*. Setiap interval diberi nama A_1 hingga A_6, dimulai dari interval paling rendah hingga tertinggi. Pada setiap interval ditentukan pula titik tengah yang akan digunakan sebagai nilai prediksi dalam metode FTS. Titik tengah dihitung menggunakan persamaan 21:

$$m_i = \frac{\text{batas bawah} + \text{batas atas}}{2} \qquad (21)$$

Titik tengah inilah yang menjadi nilai representatif dari masing-masing interval dalam proses peramalan. Hasil perhitungan titik tengah disajikan oleh tabel 1.

Tabel 1. Interval dan Nilai Titik Tengah

Himpunan	Interval (A_i)	Titik Tengah (m_i)
A_1	$[637.1 - 865.1]$	751.1
A_2	$[865.1 - 1093.1]$	979.1
A_3	$[1093.1 - 1321.1]$	1207.1
A_4	$[1321.1 - 1549.1]$	1435.1
A_5	$[1549.1 - 1777.1]$	1663.1
A_6	$[1777.1 - 2005.1]$	1891.1

Mengacu pada persamaan persamaan (5) serta syarat fungsi keanggotaan u_j pada persamaan (6), diperoleh pembentukan himpunan *fuzzy* untuk setiap interval linguistik; (1) $A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6}$; $A_2 = \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6}$; $A_3 = \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6}$; $A_4 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{0}{u_6}$; $A_5 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0.5}{u_6}$; $A_6 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{1}{u_6}$. Setelah fungsi keanggotaan didefinisikan, setiap interval kemudian diberikan label linguistik untuk memudahkan interpretasi hasil. Enam interval yang terbentuk diberi nama linguistik; A_1 = Sangat Rendah; A_2 = Rendah; A_3 = Agak Rendah; A_4 = Agak Tinggi; A_5 = Tinggi; dan A_6 = Sangat Tinggi. Penamaan ini bersifat ordinal dan mencerminkan kecenderungan nilai penjualan LPG dari yang paling rendah hingga paling tinggi. Nilai Variabel Linguistik disajikan dalam tabel 2. Fuzzifikasi adalah proses memetakan setiap data penjualan bulan ke-i ke salah satu interval *fuzzy* A_i sesuai dengan fungsi keanggotaannya. Proses fuzzifikasi dilakukan dengan memetakan setiap data aktual ke dalam interval yang sesuai berdasarkan hasil pembagian sebelumnya.

Tabel 2. Nilai Variabel Linguistik

Bulan	2023		2024	
	Data Aktual	Nilai Linguistik	Data Aktual	Nilai Linguistik
Januari	1860	Sangat Tinggi	780	Sangat Rendah
Februari	1680	Tinggi	720	Sangat Rendah
Maret	2000	Sangat Tinggi	700	Sangat Rendah
April	1580	Tinggi	660	Sangat Rendah
Mei	1420	Agak Tinggi	640	Sangat Rendah
Juni	1720	Tinggi	640	Sangat Rendah
July	1900	Sangat Tinggi	760	Sangat Rendah
Agustus	1560	Tinggi	840	Sangat Rendah
September	1380	Agak Tinggi	720	Sangat Rendah
Oktober	1300	Agak Rendah	840	Sangat Rendah
November	740	Sangat Rendah	780	Sangat Rendah
Desember	840	Sangat Rendah	780	Sangat Rendah

Fuzzy Logical Relationship (FLR) merepresentasikan hubungan antar data berdasarkan urutan waktu. Jika data bulan ke-A_i berada pada state A_i dan bulan berikutnya berada pada state A_j, maka terbentuk hubungan:

$$A_i \rightarrow A_j$$

Misalkan diambil contoh data bulan Januari 2023 $(t = 1)$ mempunyai nilai linguistik atau fuzzifikasi A_6 dan data bulan Februari 2023 $(t = 2)$ mempunyai nilai linguistik atau fuzzifikasi A_5 sehingga terbentuk FLR $(A_6 \rightarrow A_5)$ dan seterusnya untuk bulan-bulan kedepan. Perhitungan akhir FLR serta FLRG diberikan pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. *Fuzzy Logical Relationship*

Bulan	FLR	Bulan	FLR
Jan 2023- Feb 2023	$A_6 \rightarrow A_5$	Jan 2024- Feb 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Feb 2023- Mar 2023	$A_5 \rightarrow A_6$	Feb 2024- Mar 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Maret 2023- April 2023	$A_6 \rightarrow A_5$	Mar 2024- April 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
April 2023- Mei 2023	$A_5 \rightarrow A_4$	April 2024- Mei 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Mei 2023- Juni 2023	$A_4 \rightarrow A_5$	Mei 2024- Juni 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Juni 2023- Juli 2023	$A_5 \rightarrow A_6$	Juni 2024- Juli 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Juli 2023- Agustus 2023	$A_6 \rightarrow A_5$	Juli 2024- Agustus 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Agustus 2023- Sep 2023	$\|A_5 \rightarrow A_4$	Agustus 2024- Sep 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Sep 2023- Okt 2023	$A_4 \rightarrow A_3$	Sep 2024- Okt 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Okt 2023- Nov 2023	$A_3 \rightarrow A_1$	Okt 2024- Nov 2024	$A_1 \rightarrow A_1$
Nov 2023- Des2023	$A_1 \rightarrow A_1$	Nov 2024- Des 2024	$A_1 \rightarrow A_1$

Tabel 4. *Fuzzy Logical Relationship Group*

No	FLRG	
	Curremt State	*Next Stage*
1	A_1	$\rightarrow 13(A_1)$
2	A_2	$\rightarrow \emptyset$
3	A_3	$\rightarrow 1(A_1)$
4	A_4	$\rightarrow 1(A_3), 1(A_5)$
5	A_5	$\rightarrow 2(A_4), 2(A_6)$
6	A_6	$\rightarrow 3(A_5)$

Dalam langkah mengidentifikasi matriks probabilitas transisi yang dihasilkan dari FLRG dengan ordo 6 × 6 dibangun berdasarkan jumlah interval yang telah ditetapkan sebelumnya. Untuk setiap *state* A_i, probabilitas terjadinya perpindahan menuju *state* $A_j$dihitung dengan membandingkan frekuensi transisi dari A_i ke A_j terhadap total seluruh transisi yang berasal dari A_i. Secara matematis, nilai probabilitas tersebut dirumuskan sebagai:

$$P_{ij} = \frac{\text{Jumlah transisi } A_i \rightarrow A_j}{\text{total transisi dari } A_i} \tag{26}$$

Berdasarkan persamaan (7), matriks transisi probabilitas yang dihasilkan beserta setiap elemen di dalamnya dapat disusun secara sistematis untuk menunjukkan besaran peluang perpindahan antar *state*. Matriks transisi probabilitas yang dihasilkan dari perhitungan tersebut dapat disajikan sebagai berikut:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{27}$$

Nilai peramalan awal diperoleh melalui proses defuzzifikasi yang dilakukan menggunakan matriks probabilitas transisi yang telah dibangun pada tahap sebelumnya. Nilai ini merepresentasikan hasil prediksi awal sebelum dilakukan proses penyesuaian lebih lanjut, sehingga dapat dianggap sebagai gambaran awal dari kecenderungan data berdasarkan pola transisi antar *state* yang teridentifikasi. Hasil peramalan awal tersebut kemudian disusun dan disajikan secara lengkap pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Angka Peramalan Awal

Bulan	$Y(t)$	$F(t)$	Bulan	$Y(t)$	$F(t)$
1	1860	NA	13	780	751.1
2	1680	1663.1	14	720	751.1
3	2000	1663.1	15	700	751.1
4	1580	1663.1	16	660	751.1
5	1420	1663.1	17	640	751.1
6	1720	1435.1	18	640	751.1
7	1900	1663.1	19	760	751.1

8	1560	1663.1	20	840	751.1
9	1380	1663.1	21	720	751.1
10	1300	1435.1	22	840	751.1
11	740	751.1	23	780	751.1
12	840	751.1	24	780	751.1

Berdasarkan tabel diatas, nilai peramalan awal menunjukkan hasil yang mendekati nilai aktual pada beberapa periode, meskipun terdapat perbedaan pada beberapa bulan tertentu. Hasil peramalan awal ini akan digunakan sebagai dasar untuk menghitung nilai penyesuaian (D_t) pada tahap selanjutnya. Kemudian nilai penyesuaian (D_t) dihitung untuk memperbaiki hasil peramalan awal agar lebih mendekati nilai aktual. Nilai ini diperoleh berdasarkan aturan perubahan *state* pada FLR yang menunjukkan arah transisi naik atau turun antarperiode. Tabel 6 berikut menyajikan nilai penyesuaian untuk setiap periode pengamatan.

Tabel 6. Angka Penyesuaian (D_t)

Bulan	$Y(t)$	D_t	Bulan	$Y(t)$	D_t
1	1860	NA	13	780	0
2	1680	-114	14	720	0
3	2000	114	15	700	0
4	1580	-114	16	660	0
5	1420	-114	17	640	0
6	1720	114	18	640	0
7	1900	114	19	760	0
8	1560	-114	20	840	0
9	1380	-114	21	720	0
10	1300	-114	22	840	0
11	740	-228	23	780	0
12	840	0	24	780	0

Berdasarkan Tabel 6, nilai penyesuaian menunjukkan arah perubahan antara *state* sebelumnya dengan *state* saat ini. Nilai positif menandakan terjadinya transisi naik, sedangkan nilai negatif menunjukkan transisi turun. Nilai penyesuaian ini kemudian digunakan untuk memperoleh nilai peramalan akhir pada tahap berikutnya.

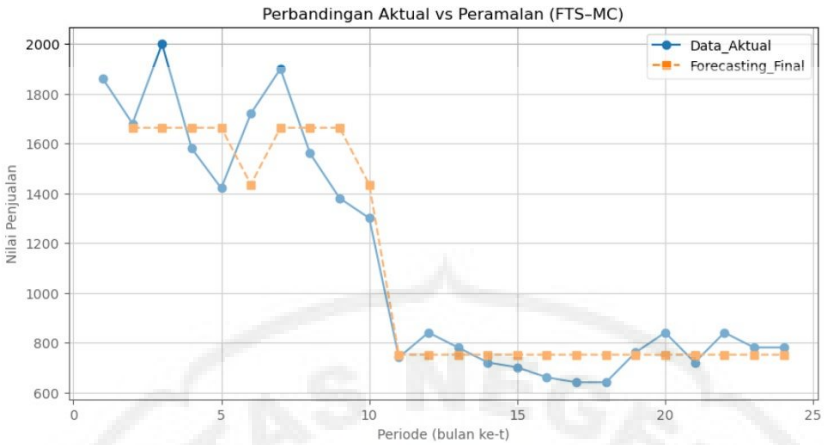
Nilai peramalan akhir diperoleh dengan menambahkan nilai penyesuaian (D_t) terhadap nilai peramalan awal $F(t)$. Tahapan ini bertujuan untuk memperbaiki hasil peramalan agar lebih akurat dibandingkan hasil sebelumnya. Nilai peramalan akhir kemudian dibandingkan dengan nilai aktual $Y(t)$ untuk melihat kedekatan hasil model dengan data sebenarnya.

Tabel 7. Angka Peramalan Akhir

Bulan	$Y(t)$	$F^*(t) = F(t) + D_t$	Bulan	$Y(t)$	$F^*(t) = F(t) + D_t$
1	1860	NA	13	780	751.1
2	1680	1549.1	14	720	751.1
3	2000	1777.1	15	700	751.1
4	1580	1549.1	16	660	751.1
5	1420	1549.1	17	640	751.1
6	1720	1549.1	18	640	751.1
7	1900	1777.1	19	760	751.1
8	1560	1549.1	20	840	751.1
9	1380	1549.1	21	720	751.1
10	1300	1321.1	22	840	751.1
11	740	523.1	23	780	751.1
12	840	751.1	24	780	751.1

Berdasarkan Tabel 7, hasil peramalan akhir menunjukkan nilai yang lebih mendekati data aktual dibandingkan nilai peramalan awal. Perbedaan antara $Y(t)$ dan $F^*(t)$ relatif kecil pada beberapa periode, menandakan bahwa proses penyesuaian berhasil meningkatkan akurasi model.

Tingkat akurasi hasil peramalan kemudian diuji menggunakan ukuran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MAPE diperoleh dengan menjumlahkan seluruh kesalahan relatif antara nilai aktual dan hasil peramalan, kemudian dibagi dengan jumlah data yang diramalkan. Dalam penelitian ini, perhitungan dilakukan terhadap 23 periode data karena periode pertama tidak memiliki nilai peramalan. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai MAPE sebesar $8{,}64\%$, yang berarti tingkat kesalahan peramalan tergolong sangat baik karena berada di bawah 10%. Dengan demikian, metode FTS-MC dapat dikatakan memberikan hasil prediksi yang akurat dan sesuai dengan pola data aktual.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Aktual Dengan Peramalan

Gambar 2 menunjukkan perbandingan antara nilai aktual dan nilai hasil peramalan akhir menggunakan metode FTS-MC. Secara umum, pola hasil peramalan mengikuti arah perubahan nilai aktual pada setiap periode. Terlihat bahwa pada awal periode (bulan ke-1 hingga ke-10), hasil peramalan mampu menyesuaikan fluktuasi nilai aktual dengan cukup baik meskipun terdapat sedikit perbedaan pada beberapa titik. Setelah periode ke-11, nilai aktual cenderung stabil pada kisaran rendah, dan hasil peramalan juga menunjukkan kecenderungan yang serupa. Hal ini menandakan bahwa model FTS-MC cukup mampu menangkap tren utama data, terutama pada fase stabil setelah penurunan tajam. Secara visual, grafik memperlihatkan bahwa garis peramalan $F^*(t)$ berada cukup dekat dengan garis nilai aktual, sehingga dapat dikatakan bahwa model yang digunakan menghasilkan prediksi yang representatif terhadap data aktual.

Model FTS–MC menunjukkan kinerja peramalan yang lebih baik pada fase ketika permintaan LPG 3 kg berada dalam kondisi relatif stabil. Hal ini disebabkan oleh karakteristik metode FTS–MC yang mengandalkan pembentukan interval *fuzzy* dan probabilitas transisi antar-keadaan berdasarkan pola historis. Pada fase stabil, perubahan permintaan cenderung berlangsung secara bertahap sehingga transisi antar *state fuzzy* bersifat konsisten dan mudah dipelajari oleh model. Sebaliknya, pada periode lonjakan permintaan yang bersifat ekstrem, perubahan nilai penjualan dapat melompati beberapa interval *fuzzy* sekaligus, sehingga hubungan logis *fuzzy* yang terbentuk menjadi kurang representatif. Selain itu, probabilitas transisi pada state ekstrem relatif rendah akibat frekuensi kemunculannya yang terbatas dalam data historis, sehingga model cenderung kurang responsif terhadap perubahan mendadak. Kondisi ini menjelaskan mengapa akurasi peramalan FTS–MC lebih optimal pada fase permintaan yang stabil dibandingkan pada periode fluktuasi tajam.

Hasil peramalan yang diperoleh melalui metode FTS–MC dapat dimanfaatkan sebagai dasar penentuan kebutuhan stok LPG 3 kg bersubsidi pada tingkat agen distribusi. Nilai ramalan penjualan bulanan memberikan gambaran jumlah persediaan yang sebaiknya disiapkan pada periode tertentu, khususnya pada fase permintaan yang relatif stabil, sehingga agen dapat menyesuaikan stok mendekati nilai prediksi dan menyiapkan cadangan terbatas pada periode yang berpotensi mengalami peningkatan atau penurunan permintaan. Penerapan hasil peramalan ini berpotensi meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan dengan mengurangi risiko kelebihan stok yang dapat menimbulkan biaya penyimpanan, penanganan tabung, dan distribusi yang tidak optimal, sekaligus meminimalkan risiko kekurangan pasokan yang sering memicu pengiriman darurat. Dengan demikian, meskipun penelitian ini tidak secara langsung menghitung nilai penghematan biaya, penggunaan hasil peramalan FTS–MC secara operasional dapat memberikan manfaat ekonomi dan mendukung pengambilan keputusan pengelolaan stok LPG 3 kg bersubsidi yang lebih efisien dan adaptif.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* atau yang disingkat dengan FTS-MC dalam peramalan penjualan jangka pendek LPG 3 kg bersubsidi di PT. XYZ. Hasilnya menunjukkan bahwa model FTS-MC efektif sebagai alat bantu untuk memprediksi fluktuasi permintaan, menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang sangat baik, yang dikonfirmasi oleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar $8{,}64\%$. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa FTS-MC dapat secara akurat menjadi instrumen pendukung keputusan untuk mengelola stok dan distribusi LPG 3 kg bersubsidi secara lebih efisien dan adaptif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang sebesar-besarnya. Ucapan terima kasih ini terutama ditujukan kepada seluruh tim penulis atas kerja sama dan kontribusi yang tak ternilai dalam menyelesaikan penelitian ini. Apresiasi dan rasa terima kasih yang mendalam juga disampaikan kepada dosen pengampu mata kuliah yang telah bertindak sebagai pembimbing, memberikan arahan, saran, dan bimbingan konstruktif yang sangat berharga sejak awal hingga akhir penelitian. Serta kepada PT. XYZ atas ketersediaan data primer yang menjadi dasar analisis penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

Atmawanti, I. I., Hakim, A. R., & Tarno. (2024). Perbandingan Fuzzy Time Series Markov Chain Dan Fuzzy Time Series Cheng. *Jurnal Gaussian*, *13*(1), 121–132. https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.121-132

Dhian, E. W., Rasyid, N. A., Tandirerung, N. W., Asti, M., Faruqi, F. Al, Ekasari, M., Erliana, D., & Putri, A. R. (2024). Penerapan Metode Rantai Markov dalam Memprediksi Hasil Panen Tanaman Padi di Kabupaten Bulukumba. *JMATHCOS Journal of Mathematics Computation and Statistic*, *7*(2), 332–338.

Fikri, I., Salma, A., Vionanda, D., & Zilrahmi. (2023). Comparison of Fuzzy Time Series Markov Chain and Fuzzy Time Series Cheng to Predict Inflation in Indonesia. *Unp Journal Of Statistic And Data Science*, *1*(4), 306–312.

Hasibuan, S., Asdi, Y., & Nazra, A. (2024). Peramalan Harga Minyak Mentah Dunia Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Logika Singh. *Jurnal Matematika UNAND*, *13*(1), 66–74.

Hidayatullah, M. P., Yozza, H., & Hg, I. R. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika Serikat (As). *Jurnal Matematika UNAND*, *12*(2), 121–134.

Ibaad, M. I., Siringoringo, M., Purnamasari, I., Yuniarti, D., & Suyitno. (2025). Penerapan metode fuzzy time series markov chain untuk meramalkan nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di indonesia. *JURNAL GAUSSIAN*, *14*(2), 290–301. https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.290-301

Kaligis, D. A., & Qisti, N. (2025). Perancangan dan Implementasi Aplikasi Monitoring Distribusi LPG Berbasis Teknologi Informasi untuk Meningkatkan Efisiensi Penyaluran. *DEWANTARA*, *05*(01), 2774–2776.

Laily, Y. H., Rakhmawati, F., & Husein, I. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series-Markov Chain Dalam Peramalan Curah Hujan Sebagai Jadwal Tanaman Padi. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, *4*(1), 162–174. https://doi.org/10.46306/lb.v4i1.235

Lesmana, E., Hertini, E., & Daradeyana, S. (2021). Prediksi Penjualan Dan Pengendalian Persediaan Tabung Gas LPG 3 Kg Menggunakan Metode Dekomposisi Dan Model Persediaan P (Studi Kasus : Pangkalan Gas Lpg Karanggan). *In Search*, *20*(1), 79–90. https://doi.org/10.37278/insearch.v20i1.399

Liu, J. (2024). Navigating the Financial Landscape: The Power and Limitations of the ARIMA Model. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, *88*, 747–752. https://doi.org/10.54097/9zf6kd91

Muhammad, M., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M. (2021). *Peramalan Nilai Tukar Petani Subsektor Peternakan Menggunakan Fuzzy Time Series Lee*. *3*(1), 1–15.

Nurlela, S., Fanani, A., & Hani Khaulasari. (2023). Harga Minyak Mentah WTI Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. *Jurnal Fourier*, *12*(1), 10–19. https://doi.org/10.14421/fourier.2023.121.10-19

Safitri, Y. R. (2022). Comparison of Fuzzy Time Series Markov Chain and Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain in Forecasting Composite Stock Price Index. *J. Ris. & Ap. Mat*, *06*(02), 193–203.

Schaffer, A. L., Dobbins, T. A., & Pearson, S. A. (2021). Interrupted time series analysis using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models: a guide for evaluating large-scale health interventions. *BMC Medical Research Methodology*, *21*(1), 1–12. https://doi.org/10.1186/s12874-021-01235-8

Siregar, M. R., Azhari, A. P., Hartama, D., & Windarto, A. P. (2022). Peramalan Nilai Penjualan Gas Elpiji 3 Kg di Sumatera Utara dengan bantuan Analisis Metode Jaringan Saraf Tiruan. *Bulletin of Artificial Intelligence*, *1*(2), 52–58. https://doi.org/10.62866/buai.v1i2.51

Syahrini, I., Tamimi, A., Zuhra, R., Amri, S., & Oktavia, R. (2025). Comparison of Fuzzy Time Series Chen and Fuzzy Time Series Markov Chain Methods in Forecasting Consumer Price Index in Banda Aceh Intan. *Transcendent Journal of Mathematics and Application*, *4*(1), 27–39.

Vianita, E., Tjahjana, H., & Udjiani, T. (2022). Fuzzy Time Series Orde Tinggi Berdasarkan Rasio Interval. *Jurnal Matematika UNAND*, *11*(1), 53–63.

Virgianti, V., Martha, S., & Imro'ah, N. (2021). Penerapan Fuzzy Time Series Chen Average Based pada Peramalan Curah Hujan. *Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, *10*(4), 485–494.

Wahyudi, A. T., Giyanti, I., & Kristiana, B. V. (2023). Studi Penentuan Jumlah Produksi Botol Kemasan Minuman Yang Optimal Dengan Fuzzy Time Series Markov Chain Dan Fuzzy Inference System. *JURNAL INTEGRASI SISTEM INDUSTRI*, *10*(2), 99–110.

Wajdi, S. (2022). Pemodelan Harga Saham BSI dengan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, *6*(1), 1715–1724.