



**PREDIKSI VOLUME TRANSAKSI QRIS UMKM DI KOTA YOGYAKARTA
MENGUNAKAN MODEL *FUZZY TIME SERIES***

**PREDICTION OF QRIS TRANSACTION VOLUME OF MSMEs IN YOGYAKARTA
CITY USING *FUZZY TIME SERIES* MODEL**

Gita Anggi Nurlita*, Prodi Matematika FMIPA UNY
Agus Maman Abadi, Prodi Matematika FMIPA UNY
*e-mail: gitaanggi.2022@student.uny.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi digital telah membawa inovasi sistem pembayaran di Indonesia, yaitu *Quick Response Code Indonesian Standard* (QRIS). Tujuan penelitian ini untuk memprediksi volume transaksi QRIS Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) di Kota Yogyakarta dengan menggunakan model *fuzzy time series* Singh dan membandingkannya dengan model ARIMA. Penelitian ini menggunakan data bulanan volume transaksi QRIS UMKM di Yogyakarta periode Januari 2023 sampai Desember 2025 yang diperoleh dari Kantor Perwakilan Bank Indonesia Provinsi DIY. Prediksi yang dilakukan dengan model Singh memiliki langkah-langkah, yaitu membentuk himpunan semesta, menentukan jumlah dan panjang interval, membentuk himpunan *fuzzy*, melakukan fuzzifikasi dan membentuk *Fuzzy Logical Relationship* (FLR), serta melakukan defuzzifikasi. Sedangkan tahapan untuk prediksi dengan ARIMA, yaitu menguji stasioneritas, melakukan transformasi dan/atau *differencing*, mengidentifikasi model, melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi, melakukan uji diagnostik residual, serta melakukan prediksi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model Singh adalah model terbaik dengan nilai MAPE terkecil. Nilai MAPE data latih model Singh pada usaha mikro, kecil, dan menengah masing-masing sebesar 3,084%, 3,574%, dan 3,024%. Sedangkan pada data uji masing-masing sebesar 1,02%, 0,127%, dan 0,203%.

Kata kunci: ARIMA, *Fuzzy Time Series*, Prediksi, QRIS, Singh.

Abstract

The development of digital technology has driven innovation in the payment system in Indonesia, known as QRIS. This study aims to predict the transaction volume of QRIS for MSMEs in Yogyakarta using the Singh fuzzy time series model and to compare its performance with the ARIMA model. This study used monthly data on the volume of QRIS transactions of MSMEs in Yogyakarta from January 2023 to December 2025, obtained from DIY Province Bank Indonesia Representative Office. The prediction using the Singh model involves several steps, including defining the universe of discourse, determining the intervals, constructing fuzzy sets, performing fuzzification and establishing FLR, and conducting defuzzification. Meanwhile, the steps for prediction with ARIMA are testing stationarity, performing transformation and/or differencing, identifying the model, estimating parameters and testing significance, performing diagnostics, and making prediction. The results of this study indicate that the Singh model is the best model because it has the smallest MAPE value. The MAPE values of the Singh model training data for micro, small, and medium enterprises are 3,084%, 3,574%, and 3,024%, respectively. Meanwhile, the test data values are 1,02%, 0,127%, and 0,203%, respectively.

Keywords: ARIMA, *Fuzzy Time Series*, Prediction, QRIS, Singh.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong adanya inovasi dalam sistem pembayaran di Indonesia. Inovasi sistem pembayaran digital menjadi *game changer* karena mampu meningkatkan efisiensi, kemudahan, kecepatan, dan keamanan transaksi (Prawitasari, Badiani, Rachmawati, Ningrum, & Mufidah, 2024). Transformasi yang ditandai dengan meningkatnya penggunaan sistem pembayaran digital ini bukan hanya sekadar inovasi teknologi. Akan tetapi, transformasi ini juga suatu fenomena sosial ekonomi yang memengaruhi perilaku masyarakat dalam melakukan transaksi (Qolyubi & Munandar, 2025). Salah satu sistem pembayaran digital yang berkembang pesat saat ini, yaitu sistem pembayaran dengan kode QR (*Quick Response*). Sejalan dengan perkembangan tersebut, Asosiasi Sistem Pembayaran Indonesia (ASPI) dan Bank Indonesia mengembangkan *Quick Response Code Indonesian Standard* (QRIS). QRIS memfasilitasi transaksi pembayaran dengan mengintegrasikan berbagai penyelenggara jasa sistem pembayaran ke dalam satu standar nasional (Chairina, Widyasari, & Siregar, 2024). Sejak mulai berlaku secara efektif pada 1 Januari 2020, QRIS mengalami pertumbuhan pesat seiring meningkatnya adopsi pembayaran digital oleh masyarakat.

Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) merupakan salah satu provinsi dengan tingkat implementasi QRIS yang tinggi. Dalam ajang Bank Indonesia Award 2024, Provinsi DIY mendapatkan penghargaan dengan implementasi QRIS terbaik (Herawati, 2024). Berdasarkan data dari Bank Indonesia (Oktober 2025), Kota Yogyakarta memperoleh volume transaksi QRIS paling banyak di Provinsi DIY, yaitu sebesar 72,72 persen dari total volume transaksi QRIS di Provinsi DIY. Dominasi dalam volume transaksi QRIS di Kota Yogyakarta sebagian besar didorong oleh aktivitas UMKM (Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah). UMKM berkontribusi sebesar 97,667% dari keseluruhan volume transaksi QRIS di Kota Yogyakarta, dengan usaha mikro sebesar 7,86%; usaha kecil sebesar 59,5%; dan usaha menengah 30,3%. Kondisi ini didukung oleh Kota Yogyakarta yang dikenal memiliki banyak UMKM sehingga mendorong pertumbuhan ekonomi daerah, serta tingginya adopsi dan volume transaksi QRIS (Febrian, 2025). Bagi pelaku UMKM, QRIS dinilai sebagai sistem pembayaran digital yang efisien dan inklusif sehingga mampu mendukung pertumbuhan transaksi dan performa bisnis UMKM (Yasik & Mutoffar, 2025).

Meskipun demikian, volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta menunjukkan pola fluktuasi dari waktu ke waktu. Hal ini menjadikan prediksi volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta sangat penting bagi berbagai pemangku kepentingan. Bagi pelaku UMKM, prediksi yang akurat menjadi dasar dalam pengambilan keputusan strategis. Sementara itu, bagi pemerintah daerah dan Bank Indonesia, prediksi volume transaksi dapat mendukung penyusunan strategi dan kebijakan penguatan sistem pembayaran digital (Listiyono, Sunardi, Wahyudi, & Diartono, 2024). Peningkatan transaksi QRIS dipandang sebagai indikator berkembangnya ekonomi digital daerah. Sementara itu, penurunan transaksi menjadi sinyal perlunya penyesuaian kebijakan, termasuk strategi peningkatan akseptasi QRIS.

Penelitian yang membahas prediksi terkait QRIS ataupun transaksi pembayaran digital telah dilakukan menggunakan berbagai metode. Penelitian Abburi (2024) menggunakan metode Prophet, Exponential Smoothing, SARIMA, XGBoost, dan LSTM untuk memprediksi transaksi pembayaran digital. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa model Prophet memberikan hasil prediksi paling akurat berdasarkan nilai RMSE, MAE, dan MAPE. Sementara itu, Chairina et al. (2024) pada penelitiannya menggunakan *hybrid naive bayes classifier* dan *Markov Chain* untuk memprediksi tingkat penggunaan QRIS. Hia dan Sinaga (2022) dalam penelitiannya menerapkan *Markov Chain* pada data UMKM untuk memprediksi

jumlah *merchant* pengguna QRIS di Kota Medan. Hasil prediksi menunjukkan model mampu memprediksi dengan nilai MAPE sebesar 19,38%.

Metode-metode di atas menunjukkan hasil prediksi yang cukup baik. Namun, pendekatan dengan metode *machine learning* dan statistik klasik umumnya memerlukan data dalam jumlah besar serta asumsi tertentu, seperti linearitas dan stasioneritas (Lucas, Orang, Silva, Mendes, & Guimarães, 2021). Sementara itu, data volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta merupakan data *time series* yang memiliki titik data terbatas serta cenderung fluktuatif, nonlinear, dan tidak stasioner. Data dengan karakteristik tersebut sering kali kurang optimal jika dimodelkan dengan metode *machine learning* serta statistik klasik. Dengan demikian, diperlukan metode yang lebih adaptif terhadap karakteristik tersebut.

Salah satu metode yang relevan yaitu *fuzzy time series*. Metode *fuzzy time series* tidak memerlukan data dalam jumlah yang besar dan asumsi yang harus dipenuhi dalam melakukan prediksi (Kelana, Putra, Amalita, & Salma, 2023). Metode ini dikembangkan dari teori himpunan fuzzy oleh Lotfi Zadeh (1965). Kemudian, model tersebut diformulasikan untuk data *time series* oleh Song dan Chissom (1993). Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan *fuzzy time series*, khususnya metode Singh, memiliki kemampuan memprediksi data *time series* dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penelitian Sari dan Setiawan (2024) menunjukkan bahwa model *fuzzy time series* Singh mampu memprediksi jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia dengan nilai MAPE terkecil dibandingkan dengan *fuzzy time series* Lee dan Chen. Hasibuan, Asdi, dan Nazra (2024) dalam penelitiannya menunjukkan bahwa *fuzzy time series* Singh mampu memprediksi harga minyak mentah dunia dengan nilai MAPE sebesar 0,30%. Hal ini menunjukkan bahwa *fuzzy time series* Singh layak untuk diterapkan dalam memprediksi volume transaksi QRIS. Selain itu, penelitian yang secara spesifik mengkaji topik tersebut masih sangat terbatas.

Berdasarkan pertimbangan-pertimbangan di atas, penelitian ini berfokus pada prediksi volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta menggunakan model *fuzzy time series* metode Singh. Model Singh tersebut juga dikomparasikan dengan model statistik klasik (ARIMA) untuk mengetahui perbandingan tingkat akurasi antara kedua model tersebut. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi, baik dalam aspek teoritis maupun praktis. Secara teoritis, penelitian berkontribusi melalui penerapan model *fuzzy time series* Singh pada prediksi volume transaksi QRIS. Selain itu, hasil prediksi yang akurat memberikan kontribusi praktis bagi pemangku kepentingan dalam perencanaan kebijakan dan strategi pengembangan sistem pembayaran digital. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya bermanfaat secara akademik, tetapi juga bernilai strategis dalam mendukung penguatan ekonomi digital daerah.

METODE

Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan volume transaksi QRIS Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) di Kota Yogyakarta mulai Januari 2023 hingga Desember 2025. Data volume transaksi QRIS ini diperoleh Kantor Perwakilan Bank Indonesia Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Berikut Tabel 1 menyajikan data volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta yang akan digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1 Data Volume Transaksi QRIS di Kota Yogyakarta			
Periode	Volume Transaksi		
	Usaha Mikro (UMI)	Usaha Kecil (UKE)	Usaha Menengah (UME)
Januari 2023	386.891	252.193	343.839

Februari 2023	433.019	265.490	335.706
Maret 2023	343.264	237.820	239.817
⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2025	4.548.997	42.063.682	8.720.209

Langkah Analisis Data Model *Fuzzy Time Series* Metode Singh

Dalam melakukan prediksi menggunakan model *fuzzy time series* metode Singh langkah-langkah yang perlu dilakukan (Singh, 2008), yaitu:

1. Membentuk Himpunan Semesta U

Himpunan semesta U ditentukan berdasarkan rentang data *time series* yang digunakan. Penentuan himpunan semesta dilakukan dengan aturan:

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

di mana $D_{\min}$ adalah nilai data minimum, $D_{\max}$ adalah nilai data maksimum, serta D_1 dan D_2 adalah dua bilangan positif yang dipilih.

2. Membentuk Interval

Interval dibentuk dengan mempartisi himpunan semesta menjadi interval $u_1, u_2, \dots, u_m$ yang sama panjang. Terdapat 2 metode yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah interval, antara lain yaitu:

a. Metode Sturges

Metode sturges merupakan metode untuk menentukan jumlah interval yang diperkenalkan oleh Herbert Arthur Sturges. Dalam menentukan jumlah interval (K), metode sturges menggunakan rumus sebagai berikut (Nurkholis, Kartikasari, & Arafat, 2025):

$$K = 1 + 3,322 \log(n) \quad (2)$$

di mana n merupakan jumlah titik data.

b. Metode Bebas

Penentuan jumlah interval dapat dilakukan dengan metode bebas. Dalam metode bebas, peneliti menentukan jumlah interval sesuai dengan keinginan. Kemudian, untuk panjang interval (L) dapat ditentukan dengan rumus berikut:

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

Selanjutnya untuk menentukan nilai tengah interval (M_i) dapat menggunakan persamaan rumus berikut:

$$M_i = \frac{\text{batas bawah} + \text{batas atas}}{2} \quad (4)$$

3. Membentuk Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* A_i dibentuk sesuai dengan interval pada Langkah 2 dengan menerapkan aturan keanggotaan segitiga pada setiap interval di setiap himpunan *fuzzy* yang telah dibentuk. Himpunan *fuzzy* adalah kelas objek dengan kontinum derajat keanggotaan. Misalkan U adalah semesta pembicaraan dengan $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$, di mana u_i adalah nilai-nilai linguistik yang mungkin dari U , maka himpunan *fuzzy* dari variabel linguistik A_i dari U didefinisikan oleh (Singh, 2007):

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \frac{\mu_{A_i}(u_3)}{u_3} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_n)}{u_n} \quad (5)$$

di sini μ_{A_i} adalah fungsi keanggotaan dari himpunan *fuzzy* A_i , sedemikian sehingga $\mu_{A_i}: U \rightarrow [0, 1]$. Jika u_j adalah anggota dari A_i , maka $\mu_{A_i}(u_j)$ adalah derajat keanggotaan u_j terhadap A_i .

4. Melakukan Fuzzifikasi Data

Fuzzifikasi data merupakan proses untuk menentukan himpunan *fuzzy* pada data historis. Fuzzifikasi dilakukan dengan aturan, yaitu himpunan *fuzzy* dari data adalah A_i , jika data berada pada interval u_i (Hasibuan et al., 2024).

5. Membentuk *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)

Fuzzy Logical Relationship (FLR) dibentuk dengan aturan: Jika A_i adalah fuzzifikasi pada periode ke- n dan A_j adalah fuzzifikasi pada periode ke- $(n + 1)$, maka FLR dinyatakan sebagai $A_i \rightarrow A_j$. Dalam hal ini, A_i disebut sebagai keadaan saat ini (*current state*) dan A_j adalah keadaan berikutnya (*next state*).

6. Melakukan Defuzzifikasi

Defuzzifikasi dilakukan dengan menggunakan metode Singh untuk memperoleh nilai prediksi. Dalam proses defuzzifikasi, langkah pertama yang perlu dilakukan, yaitu perhitungan dengan menggunakan rumus-rumus pada persamaan berikut ini:

$$D_i = ||E_i - E_{i-1}| - |E_{i-1} - E_{i-2}|| \quad (6)$$

$$X_i = E_i + \frac{D_i}{2} \quad (7)$$

$$XX_i = E_i - \frac{D_i}{2} \quad (8)$$

$$Y_i = E_i + D_i \quad (9)$$

$$YY_i = E_i - D_i \quad (10)$$

$$P_i = E_i + \frac{D_i}{4} \quad (11)$$

$$PP_i = E_i - \frac{D_i}{4} \quad (12)$$

$$Q_i = E_i + 2 \times D_i \quad (13)$$

$$QQ_i = E_i - 2 \times D_i \quad (14)$$

$$G_i = E_i + \frac{D_i}{6} \quad (15)$$

$$GG_i = E_i - \frac{D_i}{6} \quad (16)$$

$$H_i = E_i + 3 \times D_i \quad (17)$$

$$HH_i = E_i - 3 \times D_i \quad (18)$$

dengan:

E_i : data aktual pada periode ke- n

E_{i-1} : data aktual pada periode ke- $(n - 1)$

E_{i-2} : data aktual pada periode ke- $(n - 2)$

Setelah dilakukan perhitungan di atas, langkah selanjutnya yaitu menerapkan aturan jika-maka dengan nilai awal $R = S = 0$ yang disusun sebagai berikut:

Aturan 1: Jika $X_i \geq L[*A_j]$ dan $X_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + X_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 2: Jika $XX_i \geq L[*A_j]$ dan $XX_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + XX_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 3: Jika $Y_i \geq L[*A_j]$ dan $Y_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + Y_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 4: Jika $YY_i \geq L[*A_j]$ dan $YY_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + YY_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 5: Jika $P_i \geq L[*A_j]$ dan $P_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + P_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 6: Jika $PP_i \geq L[*A_j]$ dan $PP_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + PP_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 7: Jika $Q_i \geq L[*A_j]$ dan $Q_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + Q_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 8: Jika $QQ_i \geq L[*A_j]$ dan $QQ_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + QQ_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 9: Jika $G_i \geq L[*A_j]$ dan $G_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + G_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 10: Jika $GG_i \geq L[*A_j]$ dan $GG_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + GG_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 11: Jika $H_i \geq L[*A_j]$ dan $H_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + H_i$ dan $S = S + 1$

Aturan 12: Jika $HH_i \geq L[*A_j]$ dan $HH_i \leq U[*A_j]$, maka $R = R + HH_i$ dan $S = S + 1$

Setelah Aturan 1 – 12 dijalankan, diperoleh hasil prediksi dengan perhitungan sebagai berikut:

$$F_j = \frac{R + M[*A_j]}{S + 1} \quad (19)$$

dengan:

A_j : fuzzifikasi data pada periode ke- $(n + 1)$

$[*A_j]$: interval yang sesuai dengan u_j dengan keanggotaan A_j

$L[*A_j]$: batas bawah interval u_j

$U[*A_j]$: batas atas interval u_j

$M[*A_j]$: nilai tengah interval u_j dengan keanggotaan A_j

F_j : hasil prediksi pada periode ke- $(n + 1)$

Langkah Analisis Data Model ARIMA

Dalam melakukan prediksi menggunakan model ARIMA langkah-langkah yang perlu dilakukan, yaitu (Singh, 2008):

1. Menguji Stasioneritas Data

Stasioneritas merupakan prasyarat dalam pemodelan ARIMA untuk melakukan prediksi data *time series*. Data *time series* (deret waktu) dapat dikatakan stasioner apabila rata-rata dan variansnya konstan serta deret tersebut tidak bergantung pada waktu. Pemeriksaan stasioneritas dapat dilakukan dengan analisis grafik dan uji statistik, seperti uji KPSS (*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin*) (Pangaribuan, Fanny, Barus, & Romindo, 2023). Data *time series* dikatakan tidak stasioner jika grafik menunjukkan adanya tren atau musiman (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Sementara itu, uji KPSS merupakan uji statistik untuk menguji stasioneritas data terhadap rata-rata. Keputusan pengujian dilakukan berdasarkan nilai $p - value$, jika $p - value > \alpha = 0,05$ (tingkat signifikansi) maka H_0 gagal ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa data stasioner.

Selain itu, uji stasioneritas juga dilakukan dengan uji Box-Cox untuk melihat apakah data sudah stasioner dalam varians. Data *time series* stasioner jika nilai lambda (λ) pada uji Box-Cox bernilai 1 (Adisecha et al., 2025).

2. Melakukan Transformasi dan/atau Differencing

Jika data ditemukan belum stasioner dalam variansnya, maka data dapat distasionerkan menggunakan transformasi Box-Cox. Sementara itu, jika data belum stasioner dalam rata-rata, maka dapat distasionerkan dengan proses *differencing* (Rizki & Taqiyyuddin, 2021).

a. Transformasi Box-Cox

Transformasi Box-Cox dilakukan untuk menstabilkan varians pada data *time series* (deret waktu). Transformasi ini dinyatakan sebagai berikut (Box, Jenkins, Reinsel, & Ljung, 2016):

$$y_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{y_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \log(y_t), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (20)$$

di mana λ merupakan parameter transformasi. Berikut Tabel 2 menyajikan beberapa nilai λ yang umum digunakan dan transformasinya (Wei, 2006):

Tabel 2 Transformasi Box-Cox

λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{y_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{y_t}}$
0	$\log(y_t)$
0,5	$\sqrt{y_t}$
1	y_t

b. *Differencing*

Differencing dapat dilakukan untuk menstasionerkan data jika ditemukan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata. *Differencing* merupakan proses transformasi data dengan cara mengurangi nilai data pada waktu ke- t dengan nilai data pada waktu sebelumnya. *Differencing* orde pertama dirumuskan sebagai berikut (Hyndman & Athanasopoulos, 2018):

$$y'_t = y_t - y_{t-1} \quad (21)$$

Banyaknya *differencing* yang dilakukan dinyatakan dengan parameter d pada model $ARIMA(p, d, q)$. Sedangkan untuk *seasonal differencing* orde pertama dirumuskan sebagai berikut:

$$y'_t = y_t - y_{t-m} \quad (22)$$

dengan m adalah panjang periode musiman (misalnya $m = 12$ untuk data bulanan).

Banyaknya *differencing* yang dilakukan dinyatakan dengan parameter D pada model $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_m$.

3. Mengidentifikasi Model Dugaan

Setelah data memenuhi stasioneritas, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi model dugaan. Identifikasi model dugaan dilakukan dengan melihat pola ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) untuk memilih parameter p dan q yang tepat. Berikut Tabel 3 menyajikan pedoman pendugaan model $ARIMA$ untuk menentukan orde p dan q (Panjaitan, Prahutama, & Sudarno, 2018).

Tabel 3 Identifikasi Model dengan Pola ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
$AR(p)$	Menurun secara eksponensial atau membentuk gelombang sinus	Terputus (<i>cut off</i>) setelah lag ke- p
$MA(q)$	Terputus (<i>cut off</i>) setelah lag ke- q	Menurun secara eksponensial atau membentuk gelombang sinus
$ARMA(p, q)$	Menurun secara cepat setelah lag $q - p$	Menurun secara cepat setelah lag $p - q$

Sedangkan penentuan orde model $SARIMA$ atau $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_m$ pada dasarnya sama dengan penentuan model $ARIMA$ non-musiman. Hal yang membedakan, yaitu pada musiman terdapat pola berulang dengan nilai ACF dan PACF yang kembali signifikan pada lag berkelipatan tertentu.

Identifikasi model juga dapat dilakukan dengan fungsi `auto.arima()` yang terdapat pada RStudio. Fungsi ini menggunakan variasi algoritma Hyndman-Khandakar yang menggabungkan uji akar unit, serta minimalisasi AICc dan MLE (*Maximum Likelihood*

Estimation) untuk mendapatkan model ARIMA (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Dalam fungsi tersebut, langkah utama yang dilakukan adalah memilih urutan model yang tepat, yaitu nilai p, q, P, Q, D , dan d (Hyndman & Khandakar, 2008). Jika nilai d dan D sudah diketahui, maka urutan p, q, P dan Q dapat dipilih melalui kriteria seleksi model seperti AIC (*Akaike Information Criterion*), yang dirumuskan sebagai:

$$AIC = -2 \log(L) + 2(p + q + P + Q + k) \quad (23)$$

di mana $k = 1$ jika $c = 0$ dan $k = 0$ jika $c \neq 0$, serta L adalah nilai maksimum dari fungsi *likelihood* untuk model dugaan pada data yang telah dilakukan *differencing*. Semakin kecil nilai AIC, maka semakin baik model tersebut.

4. Melakukan Estimasi Parameter Dan Uji Signifikansi

Estimasi parameter umumnya dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) atau *Conditional Least Squares*. Setiap parameter yang dihasilkan kemudian diuji signifikansinya. Uji signifikansi dilakukan untuk mengetahui apakah parameter tersebut berkontribusi secara signifikan terhadap model. Pengujian dilakukan menggunakan uji statistik z (Mukhtiar & Andayani, 2025). Keputusan pengujian dilakukan berdasarkan nilai $p - value$, jika $p - value < \alpha = 0,05$ (tingkat signifikansi) maka H_0 ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter signifikan.

5. Melakukan Uji Diagnostik Residual Model Dugaan

Setelah parameter diestimasi, model harus melalui uji diagnostik residual. Uji diagnostik residual dilakukan untuk menguji apakah model yang telah dibangun layak digunakan sebagai model prediksi (Nurman, Nusrang, & Sudarmin, 2022). Residual model yang baik harus memenuhi asumsi *white noise*, yaitu tidak berkorelasi.

Salah satu uji statistik yang digunakan untuk uji diagnostik residual, yaitu uji Ljung-Box. Keputusan pengujian dilakukan berdasarkan nilai $p - value$, jika $p - value > \alpha = 0,05$ (tingkat signifikansi) maka H_0 gagal ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa residual tidak berkorelasi dan model layak digunakan sebagai model prediksi. Setelah dilakukan uji diagnostik residual, jika terdapat lebih dari satu model yang memenuhi sifat *white noise*, maka dilakukan pemilihan model terbaik dengan meminimumkan nilai AIC.

Nilai Keakuratan Model Prediksi

Evaluasi nilai keakuratan model prediksi dilakukan dengan mengukur tingkat kesalahan atau *error* antara nilai hasil prediksi dan nilai aktual untuk mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi nilai di masa depan. Salah satu ukuran tingkat kesalahan atau *error* yang umum digunakan, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE mengukur rata-rata persentase *error* absolut dari nilai hasil prediksi dan nilai aktual dalam bentuk persentase, yang dihitung dengan rumus (Pangaribuan et al., 2023):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - F_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (24)$$

di mana y_t adalah nilai aktual pada periode ke- t dan F_t adalah nilai prediksi pada periode ke- t . Semakin kecil nilai MAPE, semakin tinggi nilai keakuratan model prediksi yang digunakan. Tingkat keakuratan nilai MAPE disajikan pada Tabel 4 berikut (Sunariadi, Intan, Candra, Novitasari, & Hariningsih, 2022).

Tabel 4 Tingkat Keakuratan Nilai MAPE

MAPE(%)	Tingkat Keakuratan
< 10%	Sangat Akurat
10% – 20%	Akurat
20% – 50%	Cukup Akurat

> 50%

Tidak Akurat

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Prediksi data volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta dalam penelitian ini dilakukan menggunakan model *fuzzy time series* metode Singh dan model ARIMA. Analisis dilakukan dengan kedua model tersebut dan dipilih model terbaik dengan memiliki nilai MAPE yang terkecil untuk melakukan prediksi. Perhitungan dalam penelitian ini menggunakan bantuan *software* RStudio dan Microsoft Excel.

1. Prediksi dengan Model *Fuzzy time series* Singh

Prediksi volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta menggunakan data sebanyak 36 titik data. Data dibagi menjadi dua, yaitu data latih sebanyak 25 titik data pertama untuk membentuk model Singh (70%) dan data uji sebanyak 11 titik data terakhir (30%). Langkah-langkah dalam prediksi menggunakan *fuzzy time series* Singh adalah sebagai berikut:

a. Membentuk Himpunan Semesta (U)

Berdasarkan data latih volume transaksi QRIS UMKM, diperoleh himpunan semesta sebagai berikut:

1) Usaha Mikro

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

$$U = [265.917 - 265.917, 2.529.217 + 2.470.783]$$

$$U = [0, 5.000.000]$$

2) Usaha Kecil

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

$$U = [194.703 - 194.703, 17.497.816 + 32.502.184]$$

$$U = [0, 50.000.000]$$

3) Usaha Menengah

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

$$U = [239.817 - 239.817, 11.300.330 + 6.699.670]$$

$$U = [0, 18.000.000]$$

b. Menentukan Jumlah dan Panjang Interval

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan untuk menentukan jumlah dan panjang interval adalah metode bebas. Metode bebas dapat menghasilkan panjang interval yang lebih pendek dan jumlah interval yang lebih banyak sehingga *error* yang dihasilkan akan lebih kecil (Singh, 2008). Pada usaha mikro, jumlah interval yang akan digunakan, yaitu 50 interval dengan panjang interval sebesar 100.000. Berikut Tabel 5 yang menyajikan batas bawah, batas atas, dan nilai tengah dari setiap interval pada usaha mikro.

Tabel 5 Interval Usaha Mikro

u_i	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah
u_1	0	100.000	50.000
u_2	100.000	200.000	150.000
u_3	200.000	300.000	250.000
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
u_{50}	4.900.000	5.000.000	4.950.000

Pada usaha kecil, jumlah interval yang akan digunakan, yaitu 500 interval dengan panjang interval sebesar 100.000. Berikut Tabel 6 yang menyajikan batas bawah, batas atas, dan nilai tengah dari setiap interval pada usaha kecil.

Tabel 6 Interval Usaha Kecil

u_i	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah
u_1	0	100.000	50.000
u_2	100.000	200.000	150.000
u_3	200.000	300.000	250.000
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
u_{500}	49.900.000	50.000.000	49.950.000

Sementara itu, pada usaha menengah, akan digunakan 180 interval dengan panjang interval, yaitu 100.000. Berikut Tabel 7 yang menyajikan batas bawah, batas atas, dan nilai tengah dari setiap interval pada usaha menengah.

Tabel 7 Interval Usaha Menengah

u_i	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah
u_1	0	100.000	50.000
u_2	100.000	200.000	150.000
u_3	200.000	300.000	250.000
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
u_{180}	17.900.000	18.000.000	17.950.000

c. Mendefinisikan Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* ditentukan sesuai jumlah interval yang digunakan. Pada usaha mikro, jumlah interval yang digunakan, yaitu 50 interval, sehingga terbentuk 50 persamaan himpunan *fuzzy*. Nilai keanggotaan himpunan *fuzzy* antara lain adalah 0; 0,5; dan 1, dengan $1 \leq i \leq 50$. Himpunan *fuzzy* A_i pada usaha mikro didefinisikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{50}} \\
 A_2 &= \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{50}} \\
 A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{50}} \\
 &\vdots \\
 A_{50} &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{1}{u_{50}}
 \end{aligned}$$

Pada usaha kecil, jumlah interval yang digunakan, yaitu 500 interval, sehingga terbentuk 500 persamaan himpunan *fuzzy*. Nilai keanggotaan himpunan *fuzzy* antara lain adalah 0; 0,5; dan 1, dengan $1 \leq i \leq 500$. Himpunan *fuzzy* A_i pada usaha kecil didefinisikan sebagai berikut.

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{500}}$$

$$\begin{aligned}
 A_2 &= \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{500}} \\
 A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{500}} \\
 &\vdots \\
 A_{500} &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{1}{u_{500}}
 \end{aligned}$$

Sedangkan pada usaha menengah, jumlah interval yang digunakan, yaitu 180 interval, sehingga terbentuk 180 persamaan himpunan *fuzzy*. Nilai keanggotaan himpunan *fuzzy* antara lain adalah 0; 0,5; dan 1, dengan $1 \leq i \leq 180$. Himpunan *fuzzy* A_i pada usaha menengah didefinisikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{180}} \\
 A_2 &= \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{180}} \\
 A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{0}{u_{180}} \\
 &\vdots \\
 A_{180} &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \dots + \frac{1}{u_{180}}
 \end{aligned}$$

d. Menentukan Fuzzifikasi

Fuzzifikasi pada model *fuzzy time series* metode Singh dilakukan dengan mendefinisikan data ke dalam himpunan *fuzzy* dari interval yang sesuai. Berikut Tabel 8 yang menyajikan fuzzifikasi dari data latih volume transaksi QRIS UMKM.

Tabel 8 Fuzzifikasi

Periode	Fuzzifikasi		
	Usaha Mikro	Usaha Kecil	Usaha Menengah
Januari 2023	A_4	A_3	A_4
Februari 2023	A_5	A_3	A_4
Maret 2023	A_4	A_3	A_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
Januari 2025	A_{23}	A_{160}	A_{114}

e. Menetapkan Fuzzy Logical Relationship (FLR)

Fuzzy Logical Relationship (FLR) ditentukan berdasarkan hasil fuzzifikasi yang dapat ditulis sebagai $A_i \rightarrow A_j$. Berikut FLR dari data latih volume transaksi QRIS yang disajikan dalam Tabel 9.

Tabel 9 FLR

Periode	FLR		
	Usaha Mikro	Usaha Kecil	Usaha Menengah
Januari 2023	$NA \rightarrow A_4$	$NA \rightarrow A_3$	$NA \rightarrow A_4$
Februari 2023	$A_4 \rightarrow A_5$	$A_3 \rightarrow A_3$	$A_4 \rightarrow A_4$
Maret 2023	$A_5 \rightarrow A_4$	$A_3 \rightarrow A_3$	$A_4 \rightarrow A_3$

⋮	⋮	⋮	⋮
Januari 2025	$A_{26} \rightarrow A_{23}$	$A_{175} \rightarrow A_{160}$	$A_{71} \rightarrow A_{114}$

f. Defuzzifikasi

Defuzzifikasi dilakukan untuk menghasilkan hasil prediksi. Defuzzifikasi dilakukan dengan perhitungan menggunakan persamaan 6 – 18 dan Aturan 1 – 12. Berikut hasil prediksi data latih volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta dengan bantuan *software* RStudio.

Tabel 10 Prediksi Data Latih Model Singh

Periode	Prediksi		
	Usaha Mikro	Usaha Kecil	Usaha Menengah
April 2023	254.508	172.351	248.828
Mei 2023	326.571	225.844	342.853
Juni 2023	361.383	337.901	340.162
⋮	⋮	⋮	⋮
Januari 2025	2.250.000	15.950.000	11.350.000
MAPE	3,084%	3,574%	3,024%

Berikut Tabel 11 menyajikan hasil prediksi data uji volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta.

Tabel 11 Prediksi Data Uji Model Singh

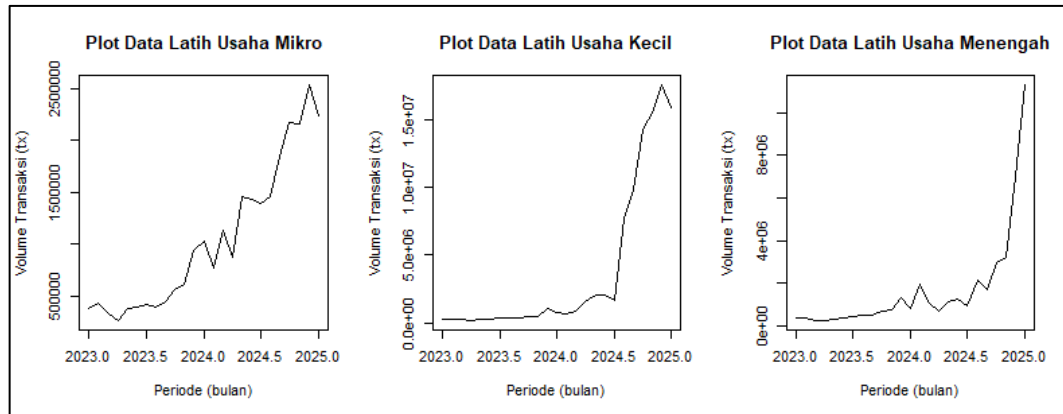
Periode	Prediksi		
	Usaha Mikro	Usaha Kecil	Usaha Menengah
Februari 2025	1.650.000	9.450.000	15.150.000
Maret 2025	2.050.000	13.250.000	17.350.000
April 2025	2.243.869	18.450.000	16.567.785
⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2025	4.550.000	42.050.000	8.750.000
MAPE	1,02%	0,127%	0,203%

2. Prediksi dengan ARIMA

Volume transaksi QRIS akan diprediksi menggunakan metode *time series* klasik, yaitu model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Prediksi volume transaksi QRIS usaha mikro menggunakan data sebanyak 36 titik data, dengan data latih sebanyak 25 titik data pertama untuk membentuk model (70%) dan data uji sebanyak 11 titik data terakhir (30%). Langkah-langkah dalam prediksi volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta menggunakan model ARIMA ini adalah sebagai berikut:

a. Uji Stasioneritas

Pemeriksaan stationeritas awal dilakukan dengan pembuatan plot data latih untuk mengamati kecenderungan data.



Gambar 1 Plot Data Latih

Berdasarkan Gambar 1, data usaha mikro, kecil, dan menengah terlihat memiliki kecenderungan meningkat dari waktu ke waktu. Hasil uji Box-Cox juga menunjukkan bahwa data belum stasioner, dengan diperoleh nilai $\lambda_{UMI} = -0,06$, $\lambda_{UKE} = -0,3$, dan $\lambda_{UME} = -0,34$ sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox yang dapat menstabilkan varians.

Setelah dilakukan transformasi, data akan diuji apakah sudah stasioner dalam rata-rata menggunakan uji KPSS.

Tabel 12 Uji KPSS

	<i>p - value</i>	Keterangan
Usaha Mikro	0,01	Tidak Stasioner
Usaha Kecil	0,01	
Usaha Menengah	0,01	

Berdasarkan hasil uji KPSS diperoleh bahwa data belum stasioner. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses *differencing*. Untuk usaha mikro dan kecil dilakukan *differencing* non-musiman. Sedangkan usaha menengah dilakukan *seasonal differencing* terlebih dahulu karena terdapat indikasi adanya komponen tren serta pola musiman pada data. Setelah dilakukan proses *differencing* sebanyak satu kali, kestasioneran data diperiksa kembali dengan uji KPSS.

Tabel 13 Uji KPSS Setelah *Differencing*

	<i>p - value</i>	Keterangan
Usaha Mikro	0,1	Stasioner
Usaha Kecil	0,1	
Usaha Menengah	0,09485	

b. Identifikasi Model

Berdasarkan data latih volume transaksi QRIS yang sudah dilakukan transformasi, akan dilakukan identifikasi model dengan menggunakan fungsi `auto.arima()`. Berikut output dari fungsi `auto.arima()` yang disajikan pada Gambar 2 – 4.

```
Series: data_latih_umi
ARIMA(0,1,1) with drift

Coefficients:
    ma1    drift
    -0.5303  0.0811
s.e.      0.2411  0.0206

sigma^2 = 0.04155: log likelihood = 5
AIC=-3.99 AICC=-2.79 BIC=-0.46
```

Gambar 2 Model UMI

```
Series: data_latih_uke
ARIMA(0,1,0) with drift

Coefficients:
    drift
    0.1727
s.e.      0.0755

sigma^2 = 0.1427: log likelihood = -10.18
AIC=-24.36 AICC=-24.93 BIC=-26.72
```

Gambar 3 Model UKE

```
Series: data_latih_ume
ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] with drift

Coefficients:
    drift
    0.1176
s.e.      0.0107

sigma^2 = 0.2309: log likelihood = -8.39
AIC=20.79 AICC=21.99 BIC=21.92
```

Gambar 4 Model UME

Berdasarkan fungsi `auto.arima()`, diperoleh hasil model yang disarankan untuk usaha mikro, yaitu model $ARIMA(0,1,1)$ dengan *drift*. Untuk usaha kecil, model yang disarankan, yaitu model $ARIMA(0,1,0)$ dengan *drift*. Sedangkan pada usaha menengah, model yang disarankan, yaitu model $SARIMA$ atau $ARIMA(0,0,0)(0,1,0)_{12}$ dengan *drift*.

c. Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi

Model dugaan yang diperoleh dari identifikasi model akan diestimasi parameternya dan dilakukan uji signifikansi. Berikut Tabel 14 yang menyajikan estimasi parameter serta hasil uji signifikansi.

Tabel 14 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi

	Model	Parameter	Estimasi	<i>p</i> – value	Keterangan
Usaha Mikro	$ARIMA(0,1,1)$ dengan <i>drift</i>	MA 1	-0,53	0,0278	Signifikan
		<i>drift</i>	0,081	$8,154 \times 10^{-5}$	
Usaha Kecil	$ARIMA(0,1,0)$ dengan <i>drift</i>	<i>drift</i>	0,17267	0,022	
Usaha Menengah	$ARIMA(0,0,0)$ $(0,1,0)_{12}$ dengan <i>drift</i>	<i>drift</i>	0,11756	$< 2,2$ $\times 10^{-16}$	

Setelah diperoleh model yang semua parameternya signifikan, selanjutnya dilakukan uji diagnostik residual pada model tersebut.

d. Uji Diagnostik Residual

Tahap uji diagnostik residual dilakukan menggunakan uji Ljung–Box untuk memastikan bahwa residual tidak saling berkorelasi sehingga memenuhi asumsi *white noise*. Berikut output uji Ljung–Box menggunakan bantuan *software* RStudio yang dapat dilihat pada Tabel 15.

Tabel 15 Uji Diagnostik Residual

	<i>p</i> – value	Keterangan
Usaha Mikro	0,7346	<i>White Noise</i>
Usaha Kecil	0,7357	
Usaha Menengah	0,7941	

Berdasarkan Tabel 15, dapat disimpulkan bahwa setiap model pada usaha mikro, kecil, dan menengah tersebut layak digunakan sebagai model prediksi.

e. Prediksi

Prediksi volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta dilakukan dengan model terpilih. Usaha mikro diprediksi menggunakan model $ARIMA(0,1,1)$ dengan *drift*, usaha kecil menggunakan model $ARIMA(0,1,0)$ dengan *drift*, dan usaha menengah menggunakan $ARIMA(0,0,0)(0,1,0)_{12}$ dengan *drift*. Berikut hasil perhitungan prediksi data latih volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta dengan bantuan *software* RStudio yang disajikan pada Tabel 16.

Tabel 16 Prediksi Data Latih

Periode	Prediksi		
	Usaha Mikro	Usaha Kecil	Usaha Menengah
Januari 2023	381.976	282.643	339.524
Februari 2023	421.104	231.400	331.540
Maret 2023	459.396	314.573	236.949
⋮	⋮	⋮	⋮
Januari 2025	2.642.815	20.795.711	3.376.664
MAPE	15,142%	22,612%	18,571%

Berikut Tabel 17 menyajikan hasil perhitungan prediksi data uji volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta dengan bantuan *software* RStudio.

Tabel 17 Prediksi Data Uji

Periode	Prediksi		
	Usaha Mikro	Usaha Kecil	Usaha Menengah
Februari 2025	2.650.530	18.900.836	7.857.176
Maret 2025	2.874.338	22.463.165	4.426.594
April 2025	3.117.044	26.696.902	2.675.232
⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2025	5.961.889	106.262.547	28.852.751
MAPE	38,416%	73,315%	63,17%

3. Perbandingan Akurasi Model *Fuzzy time series* Singh dan ARIMA

Setelah diperoleh hasil prediksi dari model *fuzzy time series* metode Singh dan model ARIMA, selanjutnya dilakukan perbandingan akurasi dari setiap model berdasarkan nilai MAPE untuk menentukan model terbaik. Berikut hasil perbandingan dari setiap model yang disajikan pada Tabel 18.

Tabel 18 Perbandingan Akurasi Model

	MAPE					
	Usaha Mikro		Usaha Kecil		Usaha Menengah	
	Singh	ARIMA	Singh	ARIMA	Singh	ARIMA
Data Latih	3,084%	15,142%	3,574%	22,612%	3,024%	18,571%
Data Uji	1,02%	38,416 %	0,127%	73,315 %	0,203%	63,17%

Berdasarkan Tabel 18, diperoleh model terbaik yang memiliki nilai MAPE terendah, baik pada data latih maupun pada data uji, yaitu model *fuzzy time series* metode Singh.

4. Prediksi dengan Model Terbaik

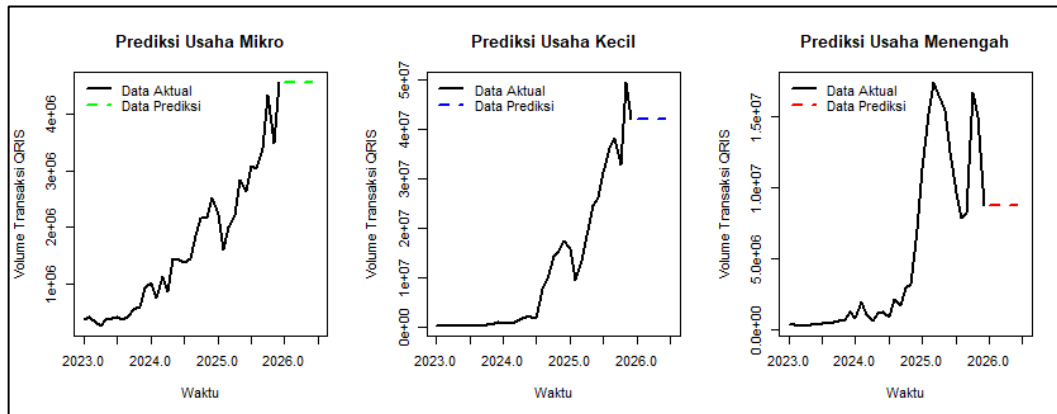
Volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta diprediksi dengan model terbaik, yaitu model *fuzzy time series* metode Singh. Prediksi untuk beberapa bulan ke depan ini dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* RStudio yang disajikan pada Tabel 19.

Tabel 19 Prediksi Periode Selanjutnya

Periode	Prediksi		
	Usaha Mikro	Usaha Kecil	Usaha Menengah
Januari 2026	4.549.331	42.050.000	8.750.000
Februari 2026	4.550.000	42.050.000	8.750.000

Maret 2026	4.549.392	42.050.000	8.750.000
April 2026	4.550.000	42.050.000	8.750.000
Mei 2026	4.549.447	42.050.000	8.750.000
Juni 2026	4.550.000	42.050.000	8.750.000

Berikut Gambar 5 menyajikan plot data aktual dan prediksi periode selanjutnya volume transaksi QRIS UMKM di Kota Yogyakarta.



Gambar 5 Prediksi Periode Selanjutnya

Pembahasan

Hasil prediksi volume transaksi QRIS di Kota Yogyakarta untuk periode Januari hingga Juni 2026 menggunakan model Singh menunjukkan pola yang berbeda pada setiap kategori UMKM. Pada usaha mikro, hasil prediksi volume transaksi QRIS menunjukkan pola fluktuatif yang tidak terlalu signifikan, ditandai dengan adanya pergerakan naik dan turun antar periode. Fluktuasi tersebut disertai dengan kecenderungan meningkat secara perlahan dan menuju kondisi konstan. Pola ini mengindikasikan bahwa pada usaha mikro, volume transaksi QRIS bergerak secara dinamis namun secara bertahap menuju kestabilan. Berdasarkan hal tersebut, pada kategori usaha mikro, diperlukan upaya untuk terus meningkatkan intensitas penggunaan QRIS agar potensi pertumbuhan transaksi tetap terjaga dan tidak cepat mencapai kondisi stagnan.

Pada usaha kecil, hasil prediksi menunjukkan kecenderungan penurunan volume transaksi QRIS pada periode awal. Namun, pada akhirnya, hasil prediksi volume transaksi QRIS mencapai kondisi konstan. Penurunan pada periode awal mengindikasikan bahwa pada kategori usaha kecil diperlukan adanya strategi inovasi dalam pemanfaatan pembayaran digital agar volume transaksi dapat terus berkembang.

Sementara itu, pada usaha menengah, hasil prediksi menunjukkan pola prediksi yang cenderung meningkat pada periode awal, sebelum akhirnya mencapai kondisi konstan. Kenaikan ini mengindikasikan adanya potensi pertumbuhan penggunaan QRIS pada usaha menengah dalam jangka pendek yang perlu dimanfaatkan. Nilai prediksi yang akhirnya menjadi stabil menunjukkan adanya batas pertumbuhan transaksi QRIS dalam periode pengamatan.

Secara keseluruhan, hasil prediksi pada seluruh kategori UMKM menunjukkan bahwa model Singh menghasilkan nilai prediksi yang semakin mendekati konstan seiring bertambahnya waktu. Hal ini menunjukkan bahwa model Singh lebih sesuai digunakan untuk prediksi jangka pendek. Model ini mampu menangkap kecenderungan awal data, tetapi kurang sensitif dalam menggambarkan dinamika perubahan jangka menengah hingga panjang.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat ditarik kesimpulan bahwa model *fuzzy time series* metode Singh adalah model terbaik karena menunjukkan akurasi yang lebih baik dibandingkan model ARIMA pada seluruh kategori UMKM, baik pada data latih maupun data uji. Prediksi volume transaksi QRIS di Kota Yogyakarta untuk 6 bulan ke depan dengan model terbaik, yaitu model *fuzzy time series* Singh, pada seluruh kategori UMKM menunjukkan kecenderungan hasil prediksi mendekati konstan sehingga model Singh lebih sesuai untuk prediksi jangka pendek. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengembangkan penelitian dengan menggabungkan model *fuzzy time series* dengan pendekatan statistik atau *machine learning* yang dapat menangkap pola data secara akurat sehingga hasil prediksi tidak cenderung konstan untuk jangka panjang dan akurasi prediksi dapat meningkat.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Koordinator Prodi Matematika dan seluruh Dosen Prodi Matematika yang telah memberikan ilmu hingga terselesaikannya artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Abburi, C. K. (2024). Advanced *time series* modeling in digital payments: Harnessing seasonal patterns for enhanced forecasting. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 12(4), 4816–4819. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.34324.62084>
- Adisecha, R. S., Nawawi, N. I., Izzati, N. D., Najmuddin, M. T., Rabbani, N. A., Angraini, Y., & Pangestika, A. P. (2025). Comparative analysis of ARIMA and LSTM methods for sea surface temperature forecasting in the Sunda Strait. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 21(3), 868–885. <https://doi.org/10.20956/j.v21i3.42565>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Chairina, Widyasari, R., & Siregar, M. A. P. (2024). Hybrid Naive Bayes Classifier and Markov Chain for predicting the level of Quick Response Indonesian Standard (QRIS) usage. *Journal of Information Technology*, 4(1), 150–156. <https://doi.org/10.46229/jifotech.v4i1.875>
- Febrian, P. H. (2025). Digitalisasi pembayaran: Langkah menuju ekonomi berkelanjutan dan inklusif di Kota Yogyakarta. *Journal of Economics Development Issues*, 8(2), 52–63. <https://doi.org/10.33005/jedi.v8i2.410>
- 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. <https://doi.org/10.25077/jmua.13.1.66-74.2024>
- Herawati, M. (2024, Desember 5). Pembayaran digital di DIY bertumbuh, jumlah pengguna QRIS mencapai 900 ribu lebih. *Harian Jogja*.
- Hia, E. D. Y., & Sinaga, M. S. (2022). Implementation of Markov chain on MSME data for QRIS users in Medan City. *Asian Journal of Community Services*, 1(4), 143–154. <https://doi.org/10.55927/ajcs.v1i4.1556>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice* (2nd ed.). Melbourne: OTexts.
- Hyndman, R. J., & Khandakar, Y. (2008). Automatic *time series* forecasting: The forecast package for R. *Journal of Statistical Software*, 27(3), 1–22. <https://doi.org/10.18637/jss.v027.i03>
- Kelana, O. D., Putra, A. A., Amalita, N., & Salma, A. (2023). Comparison of forecasting using

- fuzzy time series Chen and Singh to farmer exchange rates in Indonesia. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 1(4), 264–270. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss4/36>
- Listiyono, H., Sunardi, Wahyudi, E. N., & Diartono, D. A. (2024). Dinamika implementasi QRIS: Meninjau peluang dan tantangan bagi UMKM Indonesia. *IKRA-ITH Informatika: Jurnal Komputer Dan Informatika*, 8(2), 120–126. <https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v8i2.2967>
- Lucas, P. O., Orang, O., Silva, P. C. L., Mendes, E. M. A. M., & Guimarães, F. G. (2021). A tutorial on fuzzy time series forecasting models: recent advances and challenges. *Journal of the Brazilian Society on Computational Intelligence (SBIC)*, 19(2), 29–50. <https://doi.org/10.21528/lnlm-vol19-no2-art3>
- Mukhtiar, F. A., & Andayani, S. (2025). Perbandingan hybrid ARIMA-NNAR dan ARIMA-SVR pada peramalan nilai impor migas dan non-migas Indonesia. *Jurnal Statistika dan Sains Data*, 2(2), 150–163. <https://doi.org/10.21831/jssd.v2i2.23420>
- Nurkholis, Kartikasari, P., & Arafat, F. B. (2025). Application of the fuzzy time series Chen and Markov Chain method with Sturges and average-based intervals in forecasting the Rupiah exchange rate against the US Dollar. *International Journal of Research and Review*, 12(6), 166–174. <https://doi.org/10.52403/ijrr.20250621>
- Nurman, S., Nusrang, M., & Sudarmin. (2022). Analysis of rice production forecast in Maros District using the Box-Jenkins method with the ARIMA model. *ARRUS Journal of Mathematics and Applied Science*, 2(1), 36–48. <https://doi.org/10.35877/mathscience731>
- Pangaribuan, J. J., Fanny, Barus, O. P., & Romindo. (2023). Prediksi penjualan bisnis rumah properti dengan menggunakan metode autoregressive integrated moving average (ARIMA). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 13(2), 154–161. <https://doi.org/10.21456/vol13iss2pp154-161>
- Panjaitan, H., Prahutama, A., & Sudarno. (2018). Peramalan jumlah penumpang kereta api menggunakan metode ARIMA, intervensi dan ARFIMA (studi kasus: penumpang kereta api kelas lokal ekonomi DAOP IV Semarang). *Jurnal Gaussian*, 7(1), 96–109. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.7.1.96-109>
- Prawitasari, D., Badiani, F. D., Rachmawati, S. D., Ningrum, F. P., & Mufidah, N. L. (2024). QRIS in Indonesia: A comprehensive literature review on adoption, challenges, and opportunities. *REVENUE: Jurnal Manajemen Bisnis Islam*, 5(1), 91–102. <https://doi.org/10.24042/revenue.v5i1.22760>
- Qolyubi, A., & Munandar, A. (2025). QRIS as a digital payment instrument: Its impact on people's financial behavior in the industry 5.0 era. *Journal Research of Social Science, Economics, and Management*, 5(1), 2543–2552. <https://doi.org/10.59141/jrssem.v5i1.961>
- Rizki, M. I., & Taqiyyuddin, T. A. (2021). Penerapan model SARIMA untuk memprediksi tingkat inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 7(2), 62–72. <https://doi.org/10.24014/jsms.v7i2.13168>
- Sari, A. S. N., & Setiawan, E. P. (2024). Comparison of fuzzy time series Lee, Chen, and Singh on forecasting foreign tourist arrivals to Indonesia in 2023. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 21(1), 10–32. <https://doi.org/10.20956/j.v21i1.34914>
- Singh, S. R. (2007). A simple method of forecasting based on fuzzy time series. *Applied Mathematics and Computation*, 186(1), 330–339. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2006.07.128>
- Singh, S. R. (2008). A computational method of forecasting based on fuzzy time series. *Mathematics and Computers in Simulation*, 79, 539–554. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2008.02.026>
- Sunariadi, N. M., Intan, P. K., Candra, D., Novitasari, R., & Hariningsih, Y. (2022). Prediksi

produksi bawang merah di Kabupaten Nganjuk dengan metode seasonal ARIMA (SARIMA). *Transformasi :Jurnal Pendidikan Matematika dan Matematika*, 6(1), 49–60. <https://doi.org/10.36526/tr.v6i1.1672>

Wei, W. W. S. (2006). *Time series analysis: Univariate and multivariate methods*. New York: Pearson Education.

Yasik, Y. L., & Mutoffar, M. M. (2025). Efektivitas sistem QRIS dalam meningkatkan volume transaksi UMKM Kota Surabaya. *Equilibrium: Jurnal Ekonomi Manajemen Akuntansi*, 21(2), 148–157. <https://doi.org/10.30742/equilibrium.v21i2.4854>