

# Pemodelan Stokastik Inflasi Bulanan Kota di Sumatera Utara Menggunakan SARIMA dan Simulasi Monte Carlo

Felix John Pardamean Hutabarat<sup>1\*</sup>, Paskah Abadi Simanullang<sup>2</sup>, Revidamurty Dly<sup>3</sup>, Suvriadi Panggabean<sup>4</sup>

<sup>1,2,3</sup> Ilmu Komputer, FMIPA, Universitas Negeri Medan

<sup>4</sup> Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Medan

hutabaratfelix8.4233250008@mhs.unimed.ac.id

Diterima:31-10-2025; Direvisi:16-12-2025; Dipublikasi:17-12-2025

## Abstract

*This study produces monthly inflation forecasts for five cities in North Sumatra for October 2025–December 2026 by combining a Seasonal ARIMA (SARIMA) model with Monte Carlo simulation so that uncertainty is reported as probabilistic ranges. Historical BPS month-to-month inflation data (January 2021–September 2025) are used as model input and to characterize seasonal and stochastic dynamics; observed inflation spans -1.55% to 2.72% with city-level standard deviations of 0.476–0.856, indicating pronounced volatility. After fitting SARIMA, 5,000 Monte Carlo paths are generated to form a 90% prediction fan for each forecast month and to highlight the spread of plausible outcomes. Forecast results show Medan has the highest projected inflation pressure with an average of 1.206%, while other cities remain lower at about 0.335–0.421%. Deterministic validation on 2024 test data shows limited performance: MAE is 0.335–0.590, RMSE is 0.472–0.705, and  $R^2$  is negative for all cities (-0.364 to -1.146), reinforcing the need to interpret point forecasts together with uncertainty bands. Overall, the SARIMA and Monte Carlo framework provides city-to-city comparisons and a more actionable forecasting picture for policy discussion than single-point predictions alone.*

**Keywords:** inflation; SARIMA; monte carlo simulation; time series; stochastic

## Abstrak

Penelitian ini menyajikan prakiraan inflasi bulanan (month-to-month) untuk lima kota di Sumatera Utara pada periode Oktober 2025–Desember 2026 dengan memadukan model Seasonal ARIMA (SARIMA) dan Simulasi Monte Carlo sehingga ketidakpastian dapat disajikan sebagai rentang prediksi probabilistik. Data historis inflasi bulanan BPS (Januari 2021–September 2025) digunakan sebagai masukan pemodelan sekaligus untuk mengidentifikasi pola musiman dan sifat stokastik; secara deskriptif, inflasi teramati berada pada rentang -1,55% hingga 2,72% dengan deviasi standar antarkota 0,476–0,856 yang menunjukkan volatilitas cukup tinggi. Setelah model SARIMA diperoleh, simulasi Monte Carlo sebanyak 5.000 lintasan dijalankan untuk membentuk fan 90% pada setiap bulan prakiraan dan memperlihatkan sebaran hasil yang mungkin terjadi. Hasil prakiraan menunjukkan Kota Medan diproyeksikan memiliki tekanan inflasi tertinggi dengan rata-rata 1,206%, sementara kota lain berada pada kisaran lebih rendah, yakni sekitar 0,335–0,421%. Validasi deterministik pada data uji tahun 2024 memperlihatkan performa yang masih terbatas, ditunjukkan oleh MAE 0,335–0,590, RMSE 0,472–0,705, serta nilai  $R^2$  yang negatif pada seluruh kota (-0,364 hingga -1,146), sehingga pelaporan rentang ketidakpastian menjadi penting dalam interpretasi hasil. Secara keseluruhan, kombinasi SARIMA dan Monte Carlo memberikan keluaran peramalan yang lebih informatif daripada prediksi titik tunggal untuk perbandingan antarkota dan pertimbangan kebijakan.

**Kata Kunci:** inflasi; SARIMA; simulasi monte carlo; deret waktu; stokastik

## 1. PENDAHULUAN

Inflasi merupakan salah satu indikator penting untuk menilai kestabilan ekonomi suatu negara maupun daerah. Kenaikan harga barang dan jasa yang terjadi secara terus-menerus menandakan adanya tekanan ekonomi yang dapat menurunkan daya beli masyarakat, menghambat pertumbuhan ekonomi, dan memengaruhi kebijakan moneter (Rahmawati et al., 2023). Dalam konteks daerah, khususnya di tingkat kota, dinamika inflasi menjadi cerminan efektivitas kebijakan ekonomi regional serta kondisi distribusi dan konsumsi masyarakat. Kestabilan inflasi yang rendah dan terkendali menjadi prasyarat penting bagi pembangunan ekonomi yang berkelanjutan dan peningkatan kesejahteraan masyarakat (Salsabila et al., 2022). Variasi inflasi antarwilayah juga dipengaruhi oleh faktor struktural seperti pola konsumsi, logistik, dan harga bahan pokok yang berfluktuasi secara musiman (Ramadhan et al., 2021).

Fluktuasi inflasi bulanan di Indonesia menunjukkan adanya sifat musiman dan ketidakpastian yang cukup tinggi. Data Badan Pusat Statistik (BPS) yang juga dirujuk dalam studi Ramadhani dkk. (2024) memperlihatkan bahwa inflasi nasional bergerak dinamis dari waktu ke waktu, misalnya pada Juli 2024 inflasi tahunan tercatat 2,13%, disertai perubahan Indeks Harga Konsumen (IHK) yang dilaporkan bergeser dari 115,24 (Juli 2023) menjadi 106,09 (Juli 2024), yang mengindikasikan adanya perubahan tekanan harga dan komposisi pengeluaran masyarakat. Secara statistik, pada periode Januari 2019–Juli 2024 rata-rata inflasi berada di sekitar 2,881% dengan standar deviasi 1,233% (variansi 1,521%), menunjukkan sebaran yang tidak kecil untuk data makro yang dipengaruhi banyak guncangan. Rentang nilai juga cukup lebar, dari 1,32% (Agustus 2020) periode yang dikaitkan dengan pelemahan daya beli dan bahkan deflasi bulanan (month-to-month) sekitar -0,05% hingga puncak 5,95% (September 2022) yang dikaitkan dengan kebijakan kenaikan BBM dan efek ikutannya pada transportasi. Selain itu, literatur juga menegaskan bahwa inflasi dipengaruhi faktor fundamental seperti jumlah uang beredar, nilai tukar, suku bunga, harga energi, serta faktor musiman seperti hari besar keagamaan dan kebijakan harga pemerintah (Nurchayani & Yudiantoro, 2022), (Ramadhani et al., 2024). Fenomena ini mengindikasikan perlunya model matematis yang mampu menangkap pola musiman sekaligus karakter stokastik yang bersumber dari ketidakpastian data ekonomi daerah. Harefa et al. (2024) menegaskan bahwa perubahan ekstrem seperti pandemi COVID-19 dapat dimodelkan melalui pendekatan intervensi pada model SARIMA untuk memahami dampak jangka panjang terhadap inflasi nasional (Sanjani Harefa et al., 2024).

Dalam beberapa tahun terakhir, dinamika inflasi di Indonesia juga dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti ketidakstabilan harga komoditas global dan krisis energi akibat konflik geopolitik. Kondisi ini memperlihatkan bahwa ketidakpastian ekonomi makro global dapat menular ke tingkat domestik, terutama melalui harga pangan dan energi. Oleh karena itu, pemodelan inflasi yang mampu mempertimbangkan elemen acak dan

variasi jangka pendek menjadi sangat penting untuk mendukung pengambilan kebijakan fiskal dan moneter yang adaptif (MacLachlan et al., 2025).

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa model deret waktu merupakan pendekatan yang efektif dalam menganalisis data ekonomi bersifat fluktuatif. Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) telah banyak digunakan untuk memprediksi data dengan pola tren dan musiman secara simultan (Melyani et al., 2021). Pangestu et al. (2025) menyatakan bahwa pendekatan ARIMA tetap relevan dalam mendeskripsikan dinamika inflasi jangka pendek di Indonesia dan memberikan kestabilan prediksi yang baik (Pangestu & Tripangesti, 2025). Sementara itu, pendekatan stokastik seperti *Monte Carlo Simulation* dapat digunakan untuk meniru perilaku acak suatu sistem ekonomi dan menghasilkan distribusi probabilitas terhadap hasil prediksi (Herlisa et al., 2024). Qureshi et al. (2023) juga membuktikan bahwa kombinasi model SARIMA dengan algoritma pembelajaran mesin mampu meningkatkan akurasi prediksi inflasi pada data CPI regional (Qureshi et al., 2023). Hassan et al. (2023) menambahkan bahwa komponen musiman dalam model SARIMA memiliki peran signifikan dalam menjaga kestabilan prediksi di wilayah Asia Selatan (Hassan et al., 2023).

Namun, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada model deterministik yang hanya menampilkan satu hasil prediksi tanpa memperlihatkan variasi ketidakpastian di dalam datanya. Padahal, data inflasi bulanan yang bersumber dari perubahan harga bulan ke bulan (month-to-month) memiliki komponen stokastik yang berasal dari fluktuasi residu alami deret waktu. Dengan demikian, integrasi pendekatan stokastik dalam model SARIMA melalui Simulasi Monte Carlo memungkinkan penilaian risiko prediksi yang lebih kuantitatif. Pendekatan ini memberikan gambaran tidak hanya terhadap nilai rata-rata inflasi yang diperkirakan, tetapi juga terhadap penyebaran kemungkinan hasil di sekitar nilai tersebut (Jagero et al., 2023).

Hasil-hasil penelitian terdahulu mendukung efektivitas metode ini dalam berbagai konteks. Salsabila dkk. (2022) menemukan bahwa model ARCH/GARCH dapat menggambarkan volatilitas inflasi bulanan di Indonesia secara signifikan (Salsabila et al., 2022). Regresi nonparametrik estimator kernel memberikan hasil prediksi inflasi dengan tingkat kesalahan lebih rendah dibandingkan metode ARIMA konvensional (Surjono & Handayani, 2024). Selain itu, penelitian lain membuktikan bahwa metode *Artificial Neural Network* efektif untuk prediksi inflasi jangka pendek (Hauriza et al., 2021), pentingnya kestabilan jumlah uang beredar terhadap pengendalian inflasi nasional (Mukhtar et al., 2021). Peristiwa politik seperti Pemilihan Umum juga berpengaruh terhadap dinamika inflasi nasional pasca 2024 (Yakup et al., 2025). Nugrahmi et al. (2024) menemukan bahwa variasi musiman di Bukittinggi memengaruhi perbedaan tingkat inflasi akibat perubahan harga bahan pokok (Nugrahmi & Jerry Heikal, 2024), sementara Fadliani et al. (2021) menambahkan bahwa *outlier* pada data inflasi

harus diidentifikasi agar hasil peramalan SARIMA tetap reliabel (Fadliani et al., 2021). Ramadhan et al. (2021) mengaitkan pola musiman inflasi nasional dengan kebijakan moneter Bank Indonesia yang mengendalikan uang beredar dan suku bunga (Ramadhan et al., 2021). Jagero et al. (2023) menunjukkan bahwa model ARIMA dapat diaplikasikan lintas negara seperti Kenya dengan hasil presisi tinggi (Jagero et al., 2023), sedangkan MacLachlan et al. (2025) menegaskan pentingnya integrasi variabel eksogen sebagai pengembangan model adaptif berbasis simulasi (MacLachlan et al., 2025). Sinaga (2024) memperkuat temuan tersebut dengan menunjukkan bahwa peramalan inflasi Kota Medan dapat dilakukan secara efektif menggunakan pendekatan ARIMA Box-Jenkins. Dalam studinya, Sinaga membandingkan beberapa kandidat model ARIMA (1,0,0), ARIMA (0,0,1), dan ARIMA (1,0,1) dan menetapkan ARIMA (0,0,1) sebagai model terbaik, dengan bentuk persamaan  $X_t = 2,41569 + e_t + 0,9191e_{t-1}$ . Berdasarkan model tersebut, diperoleh prakiraan inflasi Kota Medan untuk horizon dua tahun ke depan, dengan nilai prakiraan tahun 2025 sebesar 4,2196, sehingga mendukung argumen bahwa model ARIMA sederhana tetap relevan sebagai baseline peramalan inflasi daerah sebelum dikembangkan ke model yang memuat komponen musiman dan ketidakpastian secara eksplisit (Sinaga, 2024).

Berdasarkan kajian tersebut, dapat disimpulkan bahwa inflasi bulanan di Sumatera Utara memiliki pola musiman yang jelas sekaligus unsur stokastik yang muncul dari variabilitas residual deret waktu. Oleh karena itu, diperlukan pemodelan yang dapat menangkap kedua karakter tersebut secara bersamaan. Penelitian ini berjudul “Pemodelan Stokastik Inflasi Bulanan Kota di Sumatera Utara Menggunakan SARIMA dan Simulasi Monte Carlo.” Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola musiman dan stokastik pada data inflasi bulanan, membangun model SARIMA yang sesuai untuk menggambarkan karakteristik inflasi tiap kota, serta menerapkan Simulasi Monte Carlo guna menghasilkan rentang prediksi probabilistik. Melalui pendekatan gabungan SARIMA dan Monte Carlo, penelitian ini diharapkan mampu menyajikan hasil prediksi yang lebih akurat dan informatif sekaligus menggambarkan tingkat ketidakpastian yang melekat pada data inflasi bulanan daerah.

## 2. METODE PELAKSANAAN

Metode penelitian ini terdiri atas analisis masalah dan desain pemodelan yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan model deret waktu stokastik untuk memodelkan dan memprediksi inflasi bulanan kota di Sumatera Utara.

### 2.1 Analisis Masalah

Inflasi memiliki sifat fluktuatif dan dipengaruhi oleh banyak faktor makroekonomi yang bersifat acak. Data inflasi bulanan dari setiap kota menunjukkan adanya pola musiman serta perubahan nilai yang tidak selalu konstan dari waktu ke waktu. Ketidakpastian tersebut menyebabkan model deterministik sulit menggambarkan perilaku inflasi secara

akurat. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan stokastik yang mampu menangkap pola musiman (*seasonal pattern*) dan variasi acak (*random variation*) dalam data inflasi.

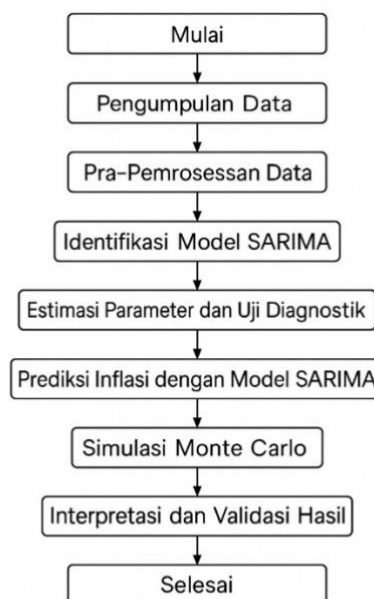
Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS), berupa data inflasi bulanan masing-masing kota di Sumatera Utara selama periode Januari 2021 hingga September 2025. Data tersebut diolah dalam bentuk deret waktu untuk dianalisis menggunakan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan dilanjutkan dengan Monte Carlo Simulation untuk memperkirakan ketidakpastian hasil prediksi.

## 2.2 Desain dan Prosedur Penelitian

Desain penelitian ini dibagi menjadi dua tahap utama, yaitu:

1. Pemodelan SARIMA, untuk menangkap pola musiman dan tren pada data inflasi bulanan.
2. Simulasi Monte Carlo, untuk menghasilkan distribusi probabilitas dari hasil prediksi model SARIMA dan menilai tingkat ketidakpastiannya.

Alur penelitian secara umum dapat digambarkan pada Flowchart berikut:



**Gambar 1.** Flowchart Metode Penelitian

## 2.3 Model Sarima

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) digunakan untuk menangkap pola tren dan musiman pada data inflasi bulanan. Bentuk umum Model SARIMA dinyatakan sebagai:

$$\Phi_p(B^s)\Phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_Q(B^s)\theta_Q(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

dengan:

- B : operator backshift,
- p, d, q : orde autogresif, diferensiasi, dan moving average,
- P, D, Q : orde musiman
- s : periode musiman (s = 12 untuk data bulanan),
- $\varepsilon_t$  : komponen error acak.

Pemilihan parameter dilakukan dengan mempertimbangkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC) terkecil, serta memastikan residual model bersifat white noise berdasarkan uji Ljung-Box.

## 2.4 Simulasi Monte Carlo

Secara matematis, prinsip dasar simulasi Monte Carlo dinyatakan sebagai:

$$I = \int_a^b F(X) dx = \int_a^b \frac{F(x)}{p(x)} p(x) dx = \langle F \rangle \quad (2)$$

dengan:

- I : menyatakan nilai ekspektasi atau hasil integral dari fungsi dari fungsi F(x) yang ingin dihitung,
- F(x) : fungsi target atau besaran yang diperkirakan,
- P(x) : fungsi distribusi probabilitas dari variabel acak x,
- $\langle f \rangle$  : melambangkan nilai rata-rata (harapan matematis dari fungsi  $f(x) = \frac{F(x)}{p(x)}$ )

Dalam penelitian ini, simulasi Monte Carlo digunakan untuk menghitung nilai ekspektasi inflasi berdasarkan hasil model SARIMA dengan menambahkan unsur acak melalui pembangkitan bilangan acak dari distribusi normal. Proses pengambilan sampel acak dilakukan berulang sebanyak N kali (5.000 iterasi), sehingga rata-rata hasil simulasi ( $\langle f \rangle$ ) merepresentasikan estimasi inflasi yang diharapkan, sementara penyebarannya menggambarkan ketidakpastian prediksi. Rumus ini menggambarkan bahwa setiap hasil simulasi Monte Carlo sebenarnya merupakan pendekatan numerik terhadap integral ekspektasi suatu proses stokastik (García-Pareja et al., 2021).

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan Data

Tahap ini menyajikan hasil dan pembahasan dari pemodelan inflasi bulanan pada lima kota di Provinsi Sumatera Utara: Kota Medan, Kota Pematang Siantar, Kota Sibolga, Kota Gunungsitoli, dan Kota Padangsidempuan. Data yang digunakan merupakan inflasi bulanan month-to-month (M-to-M, persen) periode 2021–2025 yang telah tersedia dalam berkas CSV di folder dataset. Satuan yang dipakai adalah persen perubahan bulan-ke-

bulan. Pemilihan lima kota tersebut didasarkan pada ketersediaan histori yang memadai untuk pelatihan model.

### 3.2 Pra Pemrosesan Data

Pra-Pemrosesan dilakukan untuk menata berkas-berkas CSV yang format kolomnya tidak seragam. Langkah yang ditempuh meliputi pembacaan header, pemetaan nama bulan ke bilangan 1–12, pengubahan tanda “-” menjadi nilai hilang, penyeragaman penulisan nama daerah (huruf besar, spasi tunggal), serta pembentukan tanggal pada akhir bulan (month-end) agar sesuai dengan frekuensi musiman. Data kemudian diputar ke format long sehingga setiap baris mewakili satu pengamatan wilayah-bulan: kolom yang dipakai adalah region, date, dan inflasi\_mtm. Untuk kasus Sumatera Utara, panel dibatasi pada lima kota sasaran, lalu disimpan sebagai outputs/sumut\_panel.csv. Ringkasan statistik historis (2021–2024) dan 2025 year-to-date otomatis diekspor sebagai outputs/sumut\_stats.csv untuk keperluan penjelasan deskriptif.

1	region,date,year,month,inflasi_mtm
2	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-01-31,2021,1,1.08
3	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-02-28,2021,2,-1.55
4	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-03-31,2021,3,-0.54
5	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-04-30,2021,4,0.59
6	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-05-31,2021,5,-0.29
7	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-06-30,2021,6,-0.28
8	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-07-31,2021,7,0.52
9	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-08-31,2021,8,-0.1
10	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-09-30,2021,9,-0.13
11	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-10-31,2021,10,-0.07
12	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-11-30,2021,11,0.71
13	KOTA GUNUNGSITOLI,2021-12-31,2021,12,0.62
14	KOTA GUNUNGSITOLI,2022-01-31,2022,1,0.93
15	KOTA GUNUNGSITOLI,2022-02-28,2022,2,0.43
16	KOTA GUNUNGSITOLI,2022-03-31,2022,3,0.39
17	KOTA GUNUNGSITOLI,2022-04-30,2022,4,0.22
18	KOTA GUNUNGSITOLI,2022-05-31,2022,5,0.05
19	KOTA GUNUNGSITOLI,2022-06-30,2022,6,2.72
20	KOTA GUNUNGSITOLI,2022-07-31,2022,7,1.81

1	KOTA MEDAN,2021-02-28,2021,2,-0.33
2	KOTA MEDAN,2021-03-31,2021,3,-0.03
3	KOTA MEDAN,2021-04-30,2021,4,0.04
4	KOTA MEDAN,2021-05-31,2021,5,0.24
5	KOTA MEDAN,2021-06-30,2021,6,0.03
6	KOTA MEDAN,2021-07-31,2021,7,0.31
7	KOTA MEDAN,2021-08-31,2021,8,-0.1
8	KOTA MEDAN,2021-09-30,2021,9,0.31
9	KOTA MEDAN,2021-10-31,2021,10,-0.05
10	KOTA MEDAN,2021-11-30,2021,11,0.46
11	KOTA MEDAN,2021-12-31,2021,12,0.44
12	KOTA MEDAN,2022-01-31,2022,1,1.04
13	KOTA MEDAN,2022-02-28,2022,2,-0.28
14	KOTA MEDAN,2022-03-31,2022,3,0.68
15	KOTA MEDAN,2022-04-30,2022,4,0.43
16	KOTA MEDAN,2022-05-31,2022,5,0.76
17	KOTA MEDAN,2022-06-30,2022,6,1.39
18	KOTA MEDAN,2022-07-31,2022,7,0.27
19	KOTA MEDAN,2022-08-31,2022,8,-0.25
20	KOTA MEDAN,2022-09-30,2022,9,0.98
21	KOTA MEDAN,2022-10-31,2022,10,-0.47

Gambar 2. Cuplikan dataset bersih (sumut\_panel.csv) setelah tahap pra-pemrosesan

### 3.3 Identifikasi Model SARIMA

Identifikasi struktur model dilakukan per kota menggunakan pendekatan grid kecil untuk ordo non-musiman dan musiman dengan periode 12 (bulanan). Skema validasi yang digunakan adalah train 2021–2023 dan uji (validasi) 2024 sehingga pemilihan model didasarkan pada kinerja out-of-sample. Untuk setiap kandidat, dihitung metrik kesalahan pada 2024 kemudian dipilih konfigurasi dengan kinerja terbaik secara keseluruhan. Proses ini menjaga keseimbangan antara kesederhanaan model dan kemampuan menangkap pola musiman yang dominan pada inflasi bulanan.

### 3.4 Estimasi Parameter dan Uji Diagnostik

Metrik Validasi (2024) per kota:							
region	order	seasonal_order	mae	rmse	mase	r2	
KOTA GUNUNGSITOLI	(0, 0, 1)	(0, 1, 1, 12)	0.590	0.705	0.527	-1.146	
KOTA MEDAN	(1, 1, 1)	(0, 1, 1, 12)	0.423	0.532	0.783	-0.364	
KOTA PADANGSIDIMPUAN	(2, 0, 1)	(0, 1, 1, 12)	0.466	0.569	0.781	-0.515	
KOTA PEMATANG SIANTAR	(0, 0, 0)	(0, 1, 0, 12)	0.335	0.472	0.561	-0.386	
KOTA SIBOLGA	(2, 0, 2)	(0, 1, 1, 12)	0.502	0.617	0.811	-0.427	

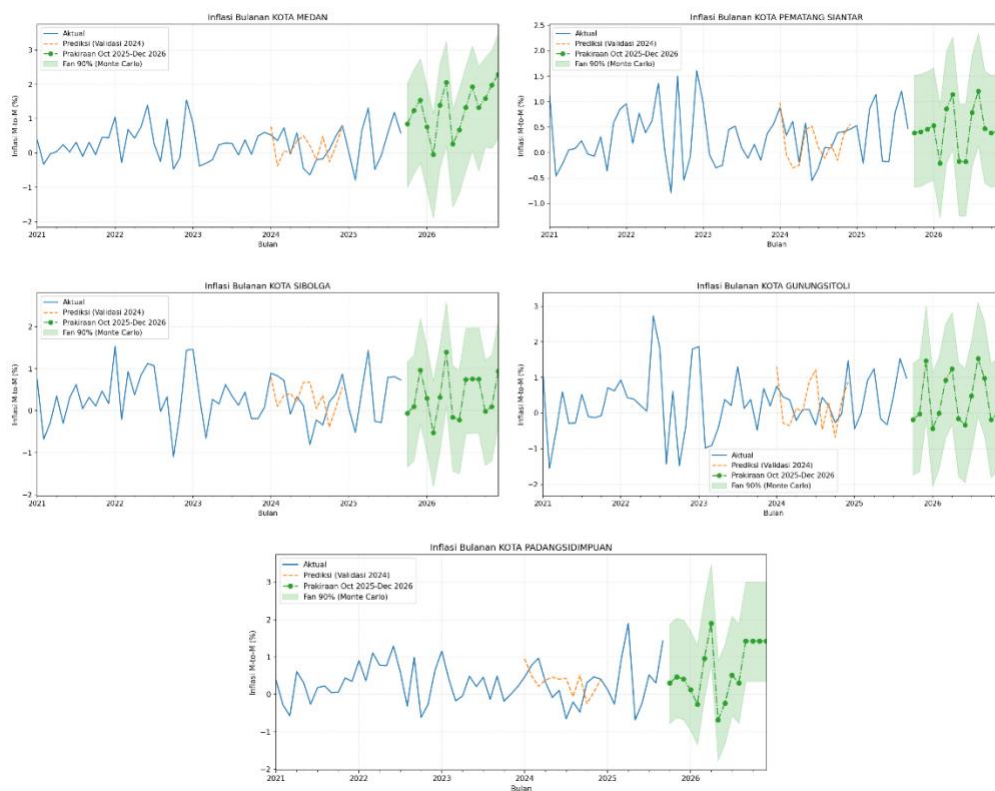
Gambar 3. Metrik Validasi per Kota (2024)

Setelah struktur terpilih, parameter SARIMA diestimasi menggunakan *maximum likelihood* pada kerangka *state-space*. Uji diagnostik dilakukan dengan menilai sisa (residual) model apakah mendekati nol-mean, tidak berkorelasi kuat, dan dengan sebaran yang wajar. Kualitas prediksi pada 2024 dirangkum melalui MAE, RMSE, MASE, dan  $R^2$  yang diekspor ke `outputs/sumut_metrics.csv`. Pada konteks data ini, nilai  $R^2$  cenderung negatif, menandakan bahwa model baseline belum mengungguli baseline musiman paling sederhana secara konstan. Temuan ini penting sebagai rambu interpretasi pada subbab berikutnya.

Pada keluaran model, kolom order merujuk pada komponen non-musiman ARIMA (p, d, q), yaitu p banyaknya lag autoregresif, d jumlah pembedaan (differencing) non-musiman untuk menstasionerkan deret, dan q banyaknya lag moving-average; sedangkan `seasonal_order` adalah (P, D, Q, s) untuk komponen musiman, dengan P dan Q masing-masing lag AR dan MA musiman, D pembedaan musiman, serta s panjang musim (untuk data bulanan  $s=12$ ). Contoh (1, 1, 1)(0, 1, 1, 12) berarti deret di-difference sekali secara non-musiman dan musiman, lalu pola jangka pendek ditangkap oleh AR(1) dan MA(1) non-musiman serta MA(1) musiman; sebaliknya (0, 0, 0)(0, 1, 0, 12) adalah model sederhana yang hanya mengandalkan pembedaan musiman tahunan tanpa AR/MA tambahan. Pemilihan nilai-nilai ini menyeimbangkan kesederhanaan dan kemampuan menangkap pola; ordo yang terlalu besar berisiko overfitting, sedangkan ordo terlalu kecil dapat melewatkan dinamika penting.

### 3.5 Prediksi Inflasi dengan Model SARIMA (Okt 2025 – Des 2026)

Setelah model terverifikasi melalui validasi 2024, model di-*refit* memakai seluruh data historis yang tersedia sampai September 2025. Model tersebut kemudian digunakan untuk melakukan prediksi 15 langkah ke depan (Oktober 2025 hingga Desember 2026).



**Gambar 4.** Visualisasi Prakiraan Inflasi Bulanan dan Rentang Simulasi Monte Carlo untuk Lima Kota di Sumatera Utara (Okt 2025–Des 2026)

Kota Medan diproyeksikan memiliki tekanan inflasi tertinggi dengan rata-rata 1,206%. Kota lainnya diproyeksikan lebih rendah, yaitu Pematang Siantar (0,420%), Gunungsitoli (0,421%), Padangsidimpuan (0,397%), dan Sibolga (0,335%). Ketika prakiraan diperpanjang hingga akhir 2026, dinamika yang lebih fluktuatif muncul. Prakiraan titik (garis hijau) Kota Medan secara konsisten menunjukkan angka positif dan menjadi yang tertinggi di antara kelimanya, dengan beberapa puncak estimasi mencapai di atas 1,5% dan bahkan mendekati 2,0% pada periode tertentu di 2026.

Sementara itu, Kota Gunungsitoli menunjukkan volatilitas paling ekstrem; prakiraan titiknya melonjak tajam, dengan estimasi puncak inflasi di atas 1,0% dan 1,5%, namun juga diproyeksikan mengalami deflasi tajam yang mendekati -1,0% di pertengahan 2026. Kota Padangsidimpuan dan Sibolga juga menunjukkan fluktuasi musiman yang signifikan, dengan prakiraan titik yang bergerak dalam rentang yang lebar, estimasi berkisar antara -0,5% (deflasi) hingga puncak di atas 1,0% atau 1,5%. Sebaliknya, Kota Pematang Siantar terlihat paling moderat, dengan prakiraan titik yang sebagian besar bergerak stabil di kisaran 0,0% hingga 1,0% sepanjang 2026.

### 3.6 Simulasi Monte Carlo

Untuk menghitung ketidakpastian pada prakiraan 15 bulan ke depan, penelitian ini menerapkan simulasi Monte Carlo per kota dengan 5.000 jalur. Metodologi ini menggunakan *bootstrap residual* dari model SARIMA yang stabil, sehingga distribusi kesalahan yang pernah terjadi direplikasi ke masa depan. Apabila SARIMA tidak stabil,

digunakan *resampling* kesalahan musiman di sekitar prediksi *seasonal-naive*. Dari 5.000 simulasi tersebut, dihitung kuantil probabilistik yang spesifik: kuantil 2,5; 5; 50; 95; dan 97,5. Kuantil-kuantil inilah yang membentuk pita "fan 90%" (area hijau pada grafik, yang mewakili rentang antara kuantil 5% dan 95%) serta rentang kepercayaan 95% ( $q_{2,5}-q_{97,5}$ ) untuk pelaporan.

### 3.7 Interpretasi dan Validasi Hasil

Poin interpretasi yang paling fundamental dan berbasis angka berasal dari hasil validasi model pada data uji 2024. Metrik kinerja menunjukkan bahwa seluruh model menghasilkan nilai  $R^2$  negatif, yang menandakan kinerja terbatas. Secara spesifik, nilai  $R^2$  yang didapat adalah -1.146 untuk Kota Gunungsitoli, -0.364 untuk Kota Medan, -0.515 untuk Kota Padangsidempuan, -0.386 untuk Kota Pematang Siantar, dan -0.427 untuk Kota Sibolga. Nilai  $R^2$  negatif ini secara kuantitatif membuktikan bahwa model SARIMA yang dipilih belum mampu mengungguli *baseline* musiman sederhana dalam memprediksi data *out-of-sample* 2024. Temuan ini menuntut kehati-hatian tinggi dalam interpretasi prakiraan jangka panjang. Di sinilah letak pentingnya Simulasi Monte Carlo (Fan 90%). Pita "fan 90%" memberikan gambaran numerik atas ketidakpastian tersebut. Terlihat jelas bahwa rentang prakiraan (area hijau) semakin melebar seiring bertambahnya horizon waktu. Sebagai contoh, berdasarkan estimasi visual, Kota Gunungsitoli menunjukkan rentang ketidakpastian terlebar; pada akhir 2026, pita 90% terbentang sangat jauh, dari estimasi deflasi di bawah -1,5% hingga inflasi ekstrem di atas 3,0%. Demikian pula untuk Kota Medan, meskipun prakiraan titiknya tinggi (estimasi puncak di 2,0%), rentang 90% menunjukkan bahwa inflasi serendah 0,0% atau bahkan deflasi ringan (mendekati -1,0%) masih mungkin terjadi. Bahkan Kota Pematang Siantar, yang memiliki rentang "fan 90%" relatif paling sempit, pada akhir 2026 rentangnya masih signifikan, berkisar dari -1,0% hingga 2,5%.

## 4. SIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil menerapkan pendekatan kuantitatif gabungan, *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan Simulasi Monte Carlo, untuk menganalisis dan memprediksi inflasi bulanan di lima kota Sumatera Utara menggunakan data BPS periode 2021-2025. Model SARIMA spesifik berhasil dibangun untuk setiap kota, dengan parameter yang dipilih berdasarkan validasi *out-of-sample* pada data 2024. Temuan prediktif utama dari prakiraan 15 bulan ke depan (Okt 2025–Des 2026) menunjukkan bahwa Kota Medan secara konsisten diproyeksikan menghadapi tekanan inflasi yang relatif lebih tinggi dibandingkan empat kota lainnya. Untuk mengkuantifikasi ketidakpastian yang melekat pada data stokastik ini, diterapkan Simulasi Monte Carlo sebanyak 5.000 jalur, yang berhasil menghasilkan rentang prediksi probabilistik yang divisualisasikan sebagai pita "fan 90%". Meskipun demikian, validasi model menunjukkan keterbatasan kinerja, di mana semua model menghasilkan nilai  $R^2$  negatif pada data uji 2024 (berkisar antara -0.364 hingga -1.146). Temuan ini menekankan bahwa pendekatan gabungan ini lebih unggul daripada prediksi titik tunggal, karena dengan menyajikan tingkat ketidakpastian secara eksplisit, penelitian ini menyajikan gambaran peramalan yang lebih komprehensif dan informatif untuk pertimbangan kebijakan.

## 5. REKOMENDASI

Berdasarkan temuan dan keterbatasan yang teridentifikasi, khususnya terkait kinerja model SARIMA yang ditandai oleh nilai  $R^2$  negatif pada data uji 2024, penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk mengeksplorasi pendekatan model hibrida. Penggabungan SARIMA dengan metode *machine learning* seperti *Artificial Neural Network* atau model volatilitas seperti ARCH/GARCH diharapkan dapat menangkap dinamika data stokastik yang lebih kompleks. Selain itu, pengembangan model disarankan untuk mengintegrasikan variabel eksternal (eksogen) yang relevan, seperti harga komoditas global, tingkat suku bunga, atau kebijakan moneter, menggunakan pendekatan SARIMAX. Mengingat data inflasi rentan terhadap guncangan eksternal, penanganan *outlier* (pencilan) secara sistematis atau penerapan analisis intervensi juga penting untuk meningkatkan robustitas model dasar. Apabila model dasar ini berhasil disempurnakan, validasi ulang menggunakan Simulasi Monte Carlo menjadi krusial untuk memastikan rentang prediksi probabilistik (pita "fan 90%") yang dihasilkan lebih akurat dan dapat diandalkan sebagai bahan pertimbangan kebijakan jangka panjang.

## 6. REFERENSI

- Fadliani, I., Purnamasari, I., & Wasono. (2021). Peramalan Dengan Metode Sarima Pada Data Inflasi Dan Identifikasi Tipe Outlier (Studi Kasus: Data Inflasi Indonesia Tahun 2008-2014). *Statistika*, 9(2), 109–116.
- Garcia-Pareja, S., Lallena, A. M., & Salvat, F. (2021). Variance-Reduction Methods for Monte Carlo Simulation of Radiation Transport. *Frontiers in Physics*, 9, 1–13. <https://doi.org/10.3389/fphy.2021.718873>
- Hassan, A., Alam, M., & Faeique, A. (2023). Forecasting Monthly Inflation in Bangladesh: A Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA) Approach Journal of Economics and Financial Analysis. *Journal of Economics and Financial Analysis*, 7(2), 25–43. <https://doi.org/10.1991/jefa.v7i2.a61>
- Hauriza, B., Muladi, M., & Wirawan, I. M. (2021). Prediksi Tingkat Inflasi Bulanan Indonesia Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Teknologi Dan Informasi*, 11(2), 152–167. <https://doi.org/10.34010/jati.v11i2.4924>
- Herlisa, Arman, Saidi, L. O., La Gubu, Jufra, & Ruslan. (2024). Analisis Portofolio Optimum Menggunakan Metode Simulasi Monte Carlo Pada Sepuluh Saham Lq45 Terbaik Di Indonesia. *Jurnal Matematika Komputasi Dan Statistika*, 3(3), 419–424. <https://doi.org/10.33772/jmks.v3i3.46>
- Jagero, B. A., Thomas, M., & Samuel, M. (2023). Modelling and Forecasting Inflation Rates in Kenya Using ARIMA Model. *European Journal of Statistics and Probability*, 11(1), 54–68. <https://doi.org/10.37745/ejsp.2013/vol11n15468>
- MacLachlan, M. J., Adjemian, M. K., Etienne, X., Sweitzer, M., Volpe, R., & Zeng, W. (2025). Adaptive food price forecasting improves public information in times of rapid economic change. *Nature Communications*, 16(1). <https://doi.org/10.1038/s41467-025-61660-x>
- Melyani, C. A., Nurtsabita, A., Shafa, G. Z., & Widodo, E. (2021). Peramalan Inflasi Di Indonesia Menggunakan Metode Autoregressive Moving Average (Arma). *Journal of Mathematics Education and Science*, 4(2), 67–74. <https://doi.org/10.32665/james.v4i2.231>
- Mukhtar, H., Muhammad, R., Reny Medikawati, T., & Yoze Rizki. (2021). Peramalan Kedatangan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia Menurut Kebangsaan Perbulannya Menggunakan Metode Multilayer Perceptron. *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, 2(2), 113–119. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v2i2.3324>
- Nugrahmi, L., & Jerry Heikal. (2024). Advanced Time Series Data Analysis. *Menara Ekonomi*, X(1), 81–85. <https://doi.org/10.1002/9781119504818>

- Nurchayani, N., & Yudiantoro, D. (2022). Pengaruh Jumlah Uang Beredar, Suku Bunga Dan Nilai Tukar Rupiah terhadap Inflasi di Indonesia Periode 2018-2021. *E-QIEN: Jurnal Ekonomi Dan Bisnis*, 11(1), 165–170.
- Pangestu, A., & Tripangesti, P. (2025). Predicting Monthly Inflation Trends in Indonesia: An ARIMA Approach. *Journal of Multidisciplinary Study*, 1(1), 38–48.
- Qureshi, M., Khan, A., Daniyal, M., Tawiah, K., & Mehmood, Z. (2023). A Comparative Analysis of Traditional SARIMA and Machine Learning Models for CPI Data Modelling in Pakistan. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2023/3236617>
- Rahmawati, Muttakin, F., Rahmadeni, & Gulo, E. S. (2023). Perkiraan Penerimaan Dana Guru Bantu Di Provinsi Riau Tahun 2022-2023 Menggunakan Fuzzy Time Series Ruey Chyn Tsaour. *Computer Science and Information Technology (Coscitech)*, 4(2), 468–476.
- Ramadhan, G. L., Agushinta, D., & Sussanto, H. (2021). SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Peramalan Inflasi Indonesia dengan Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average. *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, 10(3), 627–636. <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- Ramadhani, A. N. W., Dwiyanto, A. S., Anida, N., Nahar, M. H., & Amelia, D. (2024). Analisis Nilai Inflasi Bulanan Indonesia Menggunakan Regresi Nonparametrik Estimator Kernel. *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications*, 21(2), 259. <https://doi.org/10.12962/limits.v21i2.20794>
- Salsabila, F., Fatharani, R. A., Taqiyuddin, T. A., & Irfan, M. (2022). Aplikasi Model ARCH/GARCH dalam Peramalan Laju Inflasi Bulanan Indonesia. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 8(1), 34. <https://doi.org/10.24014/jsms.v8i1.13252>
- Sanjani Harefa, F. J., Tarno, T., & I Maruddani, Di Asih. (2024). Step Function Intervention Analysis on Indonesia's Consumer Price Index (CPI). *International Journal Of Mathematics And Computer Research*, 12(11). <https://doi.org/10.47191/ijmcr/v12i11.06>
- Sinaga, D. (2024). Peramalan Tingkat Inflasi Kota Medan Menggunakan Metode Arima Box Jenkins. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 3(9).
- Surjono, N. D., & Handayani, P. S. (2024). Forecasting Money Supply Menggunakan Metode Garch Untuk Kebijakan Redenominasi Indonesia. *Jurnal BPPK*, 5, 1–14.
- Yakup, A. P., Hendrawan, H., Karyadi, S., Yanna, S., & Abdurohim. (2025). Inflasi Indonesia: Investigasi Pasca Pemilu 2024. *Management Studies and Entrepreneurship Journal*, 6(2), 595–605.