

# Prediksi Harga Telur Ayam Ras Pada Tiga Lokasi di Provinsi Jawa Timur dengan Pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)

Elly Pusporani<sup>1, a)</sup>, Citrawani Marthabakti<sup>1, b)</sup>, Rindiani Ahmada<sup>1, c)</sup>, Lutfiani Azzahra<sup>1, d)</sup>, M. Fariz Fadillah Mardianto<sup>1, e)</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga

Corresponding author: <sup>a)</sup>[elly.pusporani@fst.unair.ac.id](mailto:elly.pusporani@fst.unair.ac.id)

<sup>b)</sup>[citrawani.marthabakti@fst.unair.ac.id](mailto:citrawani.marthabakti@fst.unair.ac.id)

<sup>c)</sup>[rindiani.ahmada-2022@fst.unair.ac.id](mailto:rindiani.ahmada-2022@fst.unair.ac.id)

<sup>d)</sup>[lutfiani.azzahra-2021@fst.unair.ac.id](mailto:lutfiani.azzahra-2021@fst.unair.ac.id)

<sup>e)</sup>[m.fariz.fadillah@fst.unair.ac.id](mailto:m.fariz.fadillah@fst.unair.ac.id)

**Abstrak.** Telur ayam ras merupakan sumber protein penting yang mudah dijangkau masyarakat Indonesia, namun fluktuasi harganya sering kali memengaruhi daya beli, terutama bagi kelompok berpenghasilan rendah. Jawa Timur, sebagai provinsi penghasil telur terbesar dengan kontribusi 1.755.885 ton pada 2023, mengalami fluktuasi harga signifikan, termasuk di sentra produksi utama seperti Kediri, Blitar, dan Malang. Penelitian ini menggunakan pendekatan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) untuk memodelkan dan memprediksi harga telur ayam ras di ketiga wilayah tersebut. Data harian dari Januari hingga Agustus 2024 dianalisis menggunakan bobot seragam, invers jarak, dan normalisasi korelasi silang. Model GSTAR (2,1)<sub>1</sub> dengan bobot normalisasi korelasi silang menunjukkan performa terbaik, dengan MAPE sebesar 0,981%, MSE 173.364,45, dan MAE 247,325, yang menandakan akurasi prediksi sangat tinggi. Berdasarkan hasil analisis, pemerintah setempat diharapkan mengambil langkah preventif untuk mengantisipasi kerugian pedagang, baik di pasar tradisional maupun modern, akibat fluktuasi harga telur. Langkah ini penting untuk menjaga stabilitas ekonomi lokal dan melindungi kesejahteraan pelaku usaha. Temuan ini memberikan wawasan strategis untuk mendukung kebijakan stabilisasi harga pangan dan relevan dengan tujuan kedua Sustainable Development Goals (SDGs) tentang ketahanan pangan. Dengan model prediktif ini, pemerintah dan pelaku usaha dapat menjaga aksesibilitas pangan masyarakat, sekaligus memperkuat kesejahteraan peternak dan konsumen.

## LATAR BELAKANG

Stabilitas harga pangan merupakan salah satu elemen penting dalam menjaga ketahanan pangan dan kesejahteraan ekonomi masyarakat. Di Indonesia, telur ayam ras menjadi salah satu sumber protein yang paling mudah dijangkau oleh berbagai lapisan masyarakat. Protein berfungsi sebagai zat pembangun, yaitu membentuk jaringan baru, zat pengatur, yaitu mengatur berbagai sistem, dan sebagai bahan bakar, yaitu dibakar ketika hidrat arang dan lemak tidak mencukupi kebutuhan energi tubuh [1]. Namun, harga komoditas ini sering mengalami fluktuasi, yang dapat berdampak pada aksesibilitas dan daya beli masyarakat, terutama bagi kelompok berpendapatan rendah. Fluktuasi harga telur yang signifikan dapat berdampak negatif terhadap daya beli konsumen dan kesejahteraan peternak. Sebagai contoh, dilihat dari data Badan Pangan Nasional (BPN) pada Maret 2024, rata-rata harga telur ayam ras di Indonesia mencapai Rp31.540 per kilogram naik 9,14% yang sebelumnya Rp28.900 per kilo gram pada Februari 2024. Adapun pada tahun 2023 harga telur ayam ras mengalami kenaikan secara terus menerus dari bulan Februari hingga puncaknya pada bulan Juli mencapai Rp30.760 per kilo gram dan selanjutnya mengalami penurunan hingga mencapai Rp27.920 per kilo gram pada bulan Oktober 2023 [2].

Jawa Timur dikenal sebagai salah satu provinsi penghasil telur terbesar di Indonesia. Pada tahun 2023, produksi telur ayam ras di Jawa Timur mencapai 1.755.885 ton, menjadikannya penyumbang utama pasokan telur nasional [3]. Kabupaten Blitar, Kediri, dan Malang bisa dikatakan merupakan wilayah dengan kontribusi signifikan dalam produksi telur di Jawa Timur. Khususnya, Kota Blitar dikenal sebagai sentra produksi telur ayam ras terbesar di Jawa Timur. Produksi telur di Kota Blitar mencapai 152.071,82 ton pada tahun 2023 [4]. Meski memiliki produksi yang tinggi, harga telur di wilayah-wilayah ini tetap mengalami fluktuasi yang signifikan, yang dipengaruhi oleh kondisi pasar, distribusi, dan faktor musiman. Berdasarkan data dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS), harga telur ayam ras di Jawa Timur, termasuk Kediri, Blitar, dan Malang, cenderung mengalami fluktuasi yang signifikan sepanjang tahun 2023 hingga 2024. Misalnya, pada Mei 2023, harga telur ayam ras di kawasan tersebut sempat mencapai sekitar Rp 30.000 per kilogram, sementara pada bulan-bulan tertentu harganya bisa turun hingga sekitar Rp 25.200 per kilogram. Oleh karena itu, analisis terhadap pergerakan harga telur ayam ras di Kediri, Blitar, dan Malang menjadi penting untuk memahami pola perubahan harga yang terjadi [5].

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga telur ayam ras di Kediri, Blitar, dan Malang menggunakan pendekatan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR). Model GSTAR merupakan pengembangan dari model Space-Time Autoregressive (STAR) yang memiliki perbedaan mendasar dalam pengasumsian parameter [6]. Model GSTAR dipilih karena memiliki kemampuan untuk menggabungkan faktor waktu dan lokasi dalam analisisnya, sehingga memungkinkan kita untuk memprediksi harga telur ayam ras dengan lebih baik dengan mempertimbangkan hubungan antar lokasi yang berdekatan serta pola perubahan harga dari waktu ke waktu. Model ini akan mengeksplorasi apakah terdapat keterkaitan antara perubahan harga telur ayam ras di ketiga wilayah tersebut dan seberapa kuat pengaruhnya.

Penelitian sebelumnya menunjukkan efektivitas model GSTAR dalam memprediksi harga komoditas yang mengalami fluktuasi. Penelitian oleh Setiawan dkk menggunakan GSTAR untuk memprediksi harga cengkeh di Jawa Barat dan mencapai tingkat akurasi hingga 91,65% dengan pembobot jarak antar Lokasi [7]. Penelitian lain oleh Fadila dkk tentang harga cabai rawit di wilayah Bandung, Bogor, dan Cirebon menunjukkan bahwa GSTAR dengan pembobot normalisasi korelasi silang menghasilkan MAPE sebesar 1,859%, yang membuktikan efektivitas GSTAR dalam prediksi komoditas dengan keterkaitan spasial [8].

Fluktuasi harga telur ayam ras berdampak pada stabilitas ekonomi lokal dan aksesibilitas masyarakat terhadap sumber protein yang terjangkau. Dalam konteks Sustainable Development Goals (SDGs), penelitian ini relevan dengan tujuan ke-2, yaitu mengakhiri kelaparan dan mencapai ketahanan pangan [9]. Harga pangan yang stabil merupakan salah satu indikator penting untuk mencapai ketahanan pangan, karena memungkinkan masyarakat untuk memenuhi kebutuhan gizi secara konsisten. Sehingga, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan kebijakan harga pangan yang lebih efektif di tingkat lokal, khususnya di wilayah dengan peran produksi telur ayam ras yang tinggi. Dengan model prediksi yang akurat, pelaku usaha, dan pemerintah daerah dapat mengambil langkah-langkah preventif dalam menjaga stabilitas harga, seperti penyesuaian distribusi dan kebijakan stok.

## TINJAUAN PUSTAKA

### Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)

*Model Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)( $p; \lambda_k$ ) adalah perluasan dari model *Space Time Autoregressive* (STAR), dan biasanya lebih fleksibel dalam menentukan orde *autoregressive* ( $p$ ). Matriks pembobot lokasi digunakan untuk menunjukkan keterkaitan spasial atau lokasi ( $\lambda_k$ ).

Model GSTAR memodelkan jumlah pengamatan  $Z_i(t)$  pada tiap  $N$  lokasi dalam ruang ( $i=1, 2, \dots, N$ ) terhadap  $t$  waktu. Baik model deret waktu maupun matriks pembobot lokasi digunakan untuk menghasilkan efek waktu dan spasial. model STAR memiliki kelemahan berupa asumsi parameter *autoregressive* memiliki nilai yang sama di semua lokasi, sehingga model STAR lebih cocok untuk lokasi dengan karakteristik yang sama atau homogen [10]. Kemudian menggunakan model GSTAR untuk memperbaiki kelemahan model STAR [11]. Model GSTAR lebih fleksibel karena asumsi parameter *autoregressivenya* berbeda di setiap lokasi, sehingga cocok untuk lingkungan dengan karakteristik yang berbeda [12].

Model GSTAR dengan orde autoregressive ( $p$ ) dan orde spasial  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$  dinotasikan dengan GSTAR ( $p; \lambda_k$ ) didefinisikan dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$Z_{i(N \times 1)}(t) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \Phi_{kl(N \times N)} W_{(N \times N)}^{(l)} Z_{(N \times 1)}(t-k) + e_{(N \times 1)}(t) \quad (1)$$

Dalam hal ini,

$$Z_i = \begin{bmatrix} Z_i(1) \\ Z_i(2) \\ Z_i(t) \end{bmatrix}, Z_i^* = \begin{bmatrix} Z_i(0) & V_i(0) \\ \vdots & \vdots \\ Z_N(t-k) & Z_N(t-k) \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{kl}^i \\ \Phi_{kl}^i \\ \Phi_{kl}^N \end{bmatrix}, e_i = \begin{bmatrix} e_i(1) \\ e_i(2) \\ e_N(t) \end{bmatrix}$$

Estimasi parameter model dengan metode kuadrat terkecil digunakan dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaannya, yaitu  $\hat{\Phi} = (Z^{*'}Z^*)^{-1}(Z^{*'}Z^*)$ .

### Pembobot Lokasi

Pembobot lokasi seragam menggunakan asumsi bahwa jarak antar lokasi bersifat homogen, yang dapat dituliskan sebagai berikut,

$$W_{ij}^{(1)} = W_{ij} = \frac{1}{n_i} \text{ dengan } i \neq j \text{ dan } 0 \text{ apabila } i = j \quad (2)$$

Dengan metode invers jarak, pembobot memberikan bobot yang lebih besar untuk jarak yang lebih dekat dan lebih sedikit untuk jarak yang lebih jauh [13]. Jarak yang digunakan untuk pembobotan ini mempertimbangkan koordinat lintang dan bujur, yang kemudian dikonversikan ke kilometer. Berikut merupakan pembobot lokasi invers jarak,

$$w_{ij}^{(1)} = \frac{w_{ij}}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (3)$$

Dengan,

$$w_{ij}^{(1)} = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}}; i \neq j \\ 0; i = j \end{cases} \quad (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}, i \neq j$$

Dengan  $d_{ij}$  adalah jarak dari lokasi  $i$  ke  $j$ . Sedangkan  $(u_i, u_j)$  merupakan koordinat dari garis lintang lokasi ke  $i$ , dan  $(v_i, v_j)$  merupakan koordinat garis bujur atau latitude lokasi ke  $i$ .

Pembobot lokasi normalisasi korelasi silang didasarkan pada korelasi silang antara lokasi pada lag waktu tertentu yang sesuai [14]. Perhitungan korelasi silang dari data sampel dapat dirumuskan dengan persamaan berikut:

$$r_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^T [Z_i(t) - \bar{Z}_i][Z_i(t-k) - \bar{Z}_j]}{\sqrt{\sum_{t=k+1}^T [Z_i(t) - \bar{Z}_i]^2 \sum_{t=k+1}^T [Z_i(t-k) - \bar{Z}_j]^2}} \quad (4)$$

Sehingga bobot normalisasi korelasi silang antar lokasi untuk lag waktu yang sesuai pada model GSTAR dirumuskan sebagai berikut:

$$W_{ij}(k) = \frac{r_{ij}(k)}{\sum_{j \neq i} |r_{ij}(k)|}, j \neq i \text{ dan } W_{ij} = 1 \quad (5)$$

Dengan  $\sum_{i \neq j} |w_{ij}^{(1)}| = 1$ .

### Uji Korelasi Pearson

Korelasi Pearson merupakan korelasi sederhana yang hanya melibatkan satu variabel terikat (*dependent*) dan satu variabel bebas (*independent*). Korelasi ini juga merupakan salah satu dari pengujian korelasi yang digunakan dalam mengetahui derajat keeratan hubungan dua variabel yang memiliki interval atau rasio dengan rentang nilai antara -1, 0 dan 1 [15]. Nilai positif adalah nilai 1, nilai -1 merupakan nilai negatif, dan nilai 0 merupakan nilai yang tidak terdapat korelasi. Rumus dalam menentukan Korelasi Pearson ditunjukkan sebagai berikut.

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\left[ \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right) \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right) \right]^{1/2}} \quad (6)$$

Dengan  $n$  merupakan jumlah sampel,  $X$  merupakan variabel independent,  $Y$  merupakan variabel dependen dan  $r$  sebagai koefisien korelasi [16].

### Uji Asumsi Residual

Setelah mendapatkan parameter dan model penting, langkah selanjutnya adalah uji kelayakan model. Model GSTAR mengatakan bahwa jika residual yang terbentuk menyebar dengan sebaran normal ganda, maka model tidak

berkorelasi. dapat dicapai dengan menggunakan tes *Ljung Box Pearce* [17]. Dengan hipotesis yang dirumuskan sebagai berikut,

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (Sisaan tidak *white noise*)

$H_1 : \text{Terdapat } \rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, K$  (Sisaan *white noise*)

Serta statistik uji adalah sebagai berikut,

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} Z_i = Z_i^* \Phi + e_i \quad (7)$$

Dengan  $n$  merupakan banyaknya pengamatan,  $k$  merupakan banyaknya lag, dan  $\hat{\rho}_k$  merupakan autokorelasi duga pada lag ke- $k$ . Kriteria pengujian taraf signifikan sebesar  $\alpha = 0,05$ , tolak  $H_0$  jika  $LB > \chi_{1-\alpha, k}^2$  tabel.

Sedangkan uji normalitas bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi, variabel pengganggu atau residual memiliki distribusi normal [18]. Jarque-Bera adalah salah satu metode yang digunakan untuk uji normalitas, dengan hipotesis sebagai berikut,

$H_0 : F(x) = F_0(x)$  untuk semua  $x$  (data berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$  untuk minimal satu nilai  $x$  (data tidak berdistribusi normal)

Serta statistik uji sebagai berikut,

$$JB = \frac{n}{6} (S^2 + \frac{(K-3)^2}{4}) \quad (8)$$

Dengan  $n$  adalah ukuran sampel,  $S$  adalah skweness residual, dan  $K$  adalah kurtosis residual. Statistik JB mengikuti distribusi *chi-square* dengan derajat kebebasan 2. Daerah kritis uji yaitu  $H_0$  ditolak apabila  $JB > \chi_{(\alpha, 2)}^2$  atau nilai  $p \text{ value} < \alpha$ .

## Uji Stasioneritas Data

Data dikatakan stasioner rata-rata jika bernilai konstan untuk semua  $t$ . Jika data tidak stasioner terhadap waktu, dapat dilakukan modifikasi data dengan *differencing*  $t$  merupakan original data *time series* setelah dilakukan *differencing* yang didefinisikan dengan:

$$y_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (9)$$

Penulisan lain untuk *differencing* disebut operator backshift yang didefinisikan dengan  $B^i Z_t = Z_{t-i}$  sehingga menjadi:

$$\begin{aligned} y_t &= (1 - B)Z_t = \nabla Z_t \\ y_t &= Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t \end{aligned} \quad (10)$$

Dengan  $\nabla = (1 - B)$ . Jika *differencing* pertama tidak menghasilkan *time series* yang stasioner maka dapat dilakukan *differencing* kedua yaitu:

$$y_t = \nabla^2 Z_t = \nabla(\nabla Z_t) = (1 - B)^2 Z_t = (1 - 2B + B^2)Z_t = Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \quad (11)$$

Data *time series* dikatakan stasioner dalam varian jika mendapatkan varian yang konstan. Apabila suatu data tidak stasioner terhadap varian maka untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam varian dapat dilakukan dengan transformasi data. Transformasi data digunakan untuk menstabilkan atau mendapatkan varian yang konstan. Transformasi ini disebut transformasi Box-Cox yang didefinisikan oleh:

$$Z_t = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (12)$$

Dengan  $\lambda$  adalah parameter transformasi Box-Cox dan  $Z_t$  adalah nilai *time series* pada waktu ke- $t$ . nilai  $\lambda$  biasanya bernilai antara -5 sampai 5. Nilai  $\lambda$  menentukan kekuatan relative dari sebuah transformasi [17].

## Uji Ketepatan Model

Tujuan dari model peramalan adalah memodelkan untuk meramalkan nilai yang akan datang dengan errorsekecil mungkin, salah satu alternatif untuk pemilihan model berdasarkan nilai error dapat dilakukan dengan MSE atau (Mean Square Error) untuk setiap model. MSE dirumuskan sebagai

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M (Z(t) - \hat{Z}(t))^2 \quad (13)$$

Dengan  $M$  merupakan banyaknya data ramalan,  $Z(t)$  merupakan data yang sebenarnya pada waktu ke- $t$ ,  $\hat{Z}(t)$  = data hasil ramalan pada waktu ke- $t$ . Nilai MSE berkisar antara 0 sampai  $\infty$ . Semakin kecil nilai MSE maka model yang digunakan semakin bagus [19].

MAPE atau *Mean Absolute Percentage Error* merupakan ukuran kesalahan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase absolut residual [19]. Persamaan MAPE dirumuskan sebagai berikut

$$MAPE = \frac{100\%}{M} \sum_{t=1}^M \left| \frac{Z(t) - \hat{Z}(t)}{Z(t)} \right| \quad (14)$$

Kemampuan peramalan sangat baik jika memiliki nilai MAPE kurang dari 10% dan mempunyai kemampuan peramalan yang baik jika nilai MAPE kurang dari 20%.

Sementara Mean Absolute Error (MAE) menunjukkan rata – rata kesalahan absolut antara hasil peramalan/prediksi dengan nilai riil [19]. Rumus MAE dijelaskan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |Z(t) - \hat{Z}(t)|}{M} \quad (15)$$

MAE lebih intuitif dalam memberikan rata – rata error dari keseluruhan data. Nilai MAE berkisar antara 0 sampai  $\infty$ . Semakin kecil nilai MAE maka model yang digunakan semakin bagus

## METODOLOGI PENELITIAN

### Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari situs web resmi [5]. Data yang digunakan mencakup harga harian telur ayam ras di tiga lokasi utama di Jawa Timur, yaitu Kediri, Blitar, dan Malang. Periode pengamatan adalah mulai dari 1 Januari hingga 2 Agustus 2024 dengan keseluruhan total data yaitu 215. Data harga harian telur ayam ras yang diperoleh mencakup waktu yang cukup panjang untuk memungkinkan analisis temporal dan spasial, sesuai dengan metode Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR) yang digunakan dalam penelitian.

Data pada penelitian ini terbagi menjadi dua bagian, yaitu data *in-sample* dan data *out-sample*. Data *in-sample* digunakan untuk melatih data dan membentuk model GSTAR, sedangkan data *out-sample* digunakan untuk mengevaluasi model GSTAR yang terbentuk dengan melihat akurasi melalui MAPE. Pembagian data dilakukan dengan perbandingan rasio 8:2, yaitu 80% data digunakan untuk *in-sample* dan 20% data digunakan untuk *out-sample*. Data *in-sample* pada periode 1 Januari 2024 - 20 Juni 2024 (172 data), sementara data *out-sample* pada periode 21 Juni 2024 – 2 Agustus 2024 (43 data).

### Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu variable waktu sebagai variabel predictor dan harga telur ayam ras (rupiah) di tiga wilayah yaitu Blitar, Kediri, dan Malang sebagai variabel respon. Adapun deskripsi variabel dapat dilihat pada tabel berikut:

**TABEL 1.** VARIabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan
$Y_{t1}$	Harga telur ayam ras di Kediri	Rupiah per kg
$Y_{t1}$	Harga telur ayam ras di Blitar	Rupiah per kg
$Y_{t1}$	Harga telur ayam ras di Malang	Rupiah per kg

### Prosedur Penelitian

Dalam penerapan model GSTAR, diperlukan prosedur penelitian sebagai berikut yang disertai penjelasan dan ketentuan yang perlu dipenuhi.

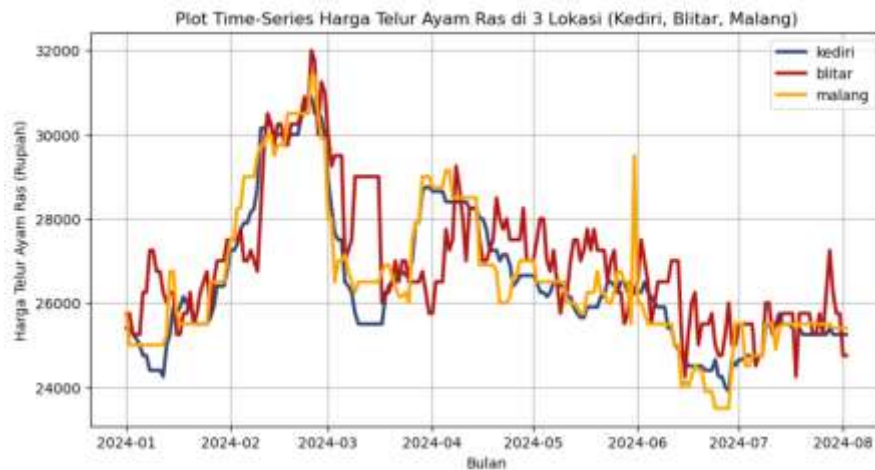
1. Pembuatan plot *time series* dan analisis deskriptif untuk data harga telur ayam ras di tiga lokasi (Kediri, Blitar, Malang).
2. Uji korelasi pada variabel respon untuk mengetahui adanya hubungan antara harga cabai rawit di tiga lokasi, menggunakan persamaan (5). Apabila tidak ada korelasi antar variabel respon, maka dapat dilanjutkan ke langkah 3.
3. Uji Stasioneritas pada tiga variabel respon menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), menggunakan persamaan (9). Apabila pada tiga variabel respon sudah stasioner, maka dapat dilanjutkan ke langkah 4.
4. Penentuan orde waktu model GSTAR melalui pemodelan VAR, dengan memilih orde yang menghasilkan nilai AIC (Akaike Information Criterion) terkecil.
5. Perhitungan bobot lokasi dengan menggunakan tiga metode, yaitu bobot seragam, bobot *invers* jarak, dan bobot normalisasi korelasi silang berturut-turut dengan persamaan (2), (3), dan (4).

- Estimasi model GSTAR dengan menggunakan metode Seemingly Unrelated Regression (SUR) pada masing-masing bobot lokasi yang telah dihitung pada langkah ke 5.
- Uji diagnostik terhadap residual model GSTAR untuk memeriksa apakah residual memenuhi asumsi yang diperlukan, yang meliputi uji residual *white noise* dan normalitas residual berdasarkan persamaan (7) dan (8). Setelah residual memenuhi asumsi normalitas, maka dapat dilanjutkan ke langkah 8.
- Perhitungan MAPE, MSE, dan MAE pada data *out-sample* dengan persamaan (13), (14), dan (15) untuk menilai akurasi model terhadap data yang tidak digunakan dalam pelatihan. Pemilihan model GSTAR terbaik berdasarkan nilai MAPE, MSE, dan MAE terkecil yang menunjukkan prediksi paling akurat.
- Melakukan prediksi 5 hari ke depan berdasarkan model GSTAR yang terbaik.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Analisis Deskriptif

Sebelum melakukan analisis lebih lanjut, maka diperlukan analisis deskriptif terlebih dahulu yaitu mengetahui karakteristik dari data yang akan digunakan. Salah satu cara untuk mengetahui karakteristik tersebut adalah dengan membuat plot runtun waktu terkait harga cabai rawit di Kota Kediri, Blitar, dan Malang.



**GAMBAR 1.** Plot Time Series Data Harga Ayam Telur Ras di Kota Kediri, Blitar, dan Malang

Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui bahwa pola data harga ayam telur ras di ketiga kabupaten tergolong sama. Namun, harga komoditas ini di Blitar cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan Kota Malang dan Kediri. Menjelang bulan Ramadhan, harga telur ayam ras di ketiga lokasi cenderung naik. Sebelumnya, harga telur ayam ras di Blitar berkisar antara Rp24.000 hingga Rp25.000 per kilogram. Namun, pada pertengahan bulan Maret harga telur ayam ras menyentuh angka Rp30.000 hingga mencapai Rp32.000 per kilogram [20]. Diikuti sejumlah pasar di Malang, harga telur ayam ras juga melonjak tajam yang diakibatkan oleh kenaikan harga pakan. Ketika bulan Ramadhan [21]. Pasca bulan Ramadhan komoditas telur ayam ras di ketiga kota tersebut mengalami penurunan, namun menjelang hari Raya harga komoditas ini mengalami kenaikan meskipun tidak terlalu signifikan. Kenaikan harga menjelang hari Raya disebabkan oleh pasokan pakan ternak berupa jagung yang belum terpenuhi [22].

### Uji Korelasi

Setelah menganalisis deskriptif data, selanjutnya akan diuji korelasi antar lokasi pengamatan. Dimana pengujian ini menggunakan uji korelasi *Pearson* dengan *P-value* untuk masing-masing lokasi pengamatan.

**TABEL 2.** Korelasi Antar Lokasi

		Kediri	Blitar	Malang
Kediri	<i>Pearson Correlation</i>	1	0,7582	0,9489

	<i>p- value</i>	0	0,0000	0,0000
<b>Blitar</b>	<b>Pearson Correlation</b>	0,7582	1	0,7509
	<i>p- value</i>	0,0000	0	0,0000
<b>Malang</b>	<b>Pearson Correlation</b>	0,9489	0,7509	1
	<i>p- value</i>	0,0000	0,0000	0

Berdasarkan Tabel 2, dapat disimpulkan bahwa *p-value* dari ketiga lokasi memiliki nilai kurang dari taraf nyata (0,05). Selain itu, provinsi Kediri dan Malang mempunyai nilai koefisien korelasi tertinggi, yaitu sebesar 0,9489 dan provinsi Kediri dengan Malang mempunyai nilai koefisien korelasi terendah, yaitu sebesar 0,7509. Dengan koefisien korelasi yang mendekati angka 1 dan nilai *p-value* yang signifikan, maka dapat disimpulkan bahwa ketiga lokasi memiliki hubungan yang kuat.

### Uji Stasioneritas

Dalam membuat model data runtun waktu, data yang digunakan harus bersifat stasioner, maka diperlukan pengujian stasioneritas data. Jika data yang diuji belum stasioner, maka harus dilakukan proses *differencing* hingga data tersebut stasioner dan dapat dilanjutkan ke proses analisis selanjutnya.

**TABEL 3.** Uji *Augmented Dickey-Fuller* setelah *Differencing* 1

	<b>Kediri</b>	<b>Blitar</b>	<b>Malang</b>
<i>p-value</i> sebelum <i>differencing</i>	0,5644	0,0385	0,3687
<i>p-value</i> setelah <i>differencing</i>	0,0001	0,0001	0,0001

Berdasarkan Tabel 3, didapatkan nilai *p-value* dari pengujian dengan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller Test* (uji ADF) untuk masing-masing lokasi bernilai lebih dari taraf nyata (0,05). Maka dari itu, dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner, sehingga perlu dilakukan *differencing* 1 dan dilakukan pengujian ADF kembali. Pada pengujian ADF setelah di *differencing* 1, didapatkan nilai *p-value* yang bernilai kurang dari taraf nyata (0,05). Maka dari itu, dapat disimpulkan bahwa data yang digunakan sudah stasioner.

### Identifikasi Model GSTAR

Untuk menentukan orde waktu pada model GSTAR adalah dengan menggunakan orde dari model VAR (p). Dalam mengidentifikasi orde model VAR, dapat ditentukan oleh panjang *lag* yang optimal dengan nilai AIC terkecil antar *lag*.

**TABEL 4.** Nilai AIC pada Model VAR

<b>Lag</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>
<b>AIC</b>	47,033	36,127	<b>36,118</b>	36,120	36,163	36,246	36,294	36,348	36,372	36,369	36,429

Berdasarkan Tabel , diketahui bahwa nilai AIC terkecil berada pada *lag* ke-2 yang bernilai sebesar 36,118. Maka dari itu, dapat disimpulkan bahwa orde *autoregressive* dari model GSTAR adalah 2. Pemilihan orde spasial untuk model GSTAR terbatas pada orde spasial 1, karena orde yang lebih tinggi akan berdampak pada interpretasinya yang lebih sulit [23]. Berdasarkan orde spasial 1 tersebut, dapat diartikan bahwa ketiga kota berada dalam satu kawasan, yaitu Kota Blitar. Oleh karena itu, didapatkan model GSTARI (2,1)<sub>1</sub>.

### Perhitungan Bobot Lokasi Model Gstar

Dalam memodelkan *space-time*, penggunaan lokasi menjadi salah satu pertimbangan untuk melakukan prediksi terhadap harga cabai rawit. Penelitian ini menggunakan tiga jenis bobot lokasi, yaitu bobot lokasi seragam, bobot lokasi *invers* jarak, dan bobot korelasi silang antar lokasi. Dengan menggunakan tiga lokasi, yaitu Kediri, Blitar, dan Malang. Perhitungan pembobot lokasi seragam dengan persamaan (2), didapatkan hasil bobot lokasi seragam sebagai berikut,

$$W^1(1) = \begin{bmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matriks bobot lokasi seragam di atas, dapat disimpulkan bahwa nilai dari pembobot lokasi sudah memenuhi syarat, yaitu dengan diagonal utamanya bernilai 0 dan komponen matriks di setiap kolomnya berjumlah 1.

Perhitungan pembobot lokasi *invers* jarak dengan persamaan (3), dapat ditentukan berdasarkan jarak lokasi yang sebenarnya. Untuk jarak lokasi antar ketiga lokasi adalah sebagai berikut,

**TABEL 5.** Jarak Antar Lokasi

Lambang	Lokasi	Jarak (km)
$r_1$	Kediri – Blitar	44
$r_2$	Kediri – Malang	100
$r_3$	Blitar – Malang	76

Dengan jarak sebenarnya antar ketiga lokasi di Tabel 5, didapatkan perhitungan matriks bobot lokasi *invers* jarak sebagai berikut,

$$W^1(1) = \begin{bmatrix} 0 & 0,3055 & 0,6944 \\ 0,3667 & 0 & 0,6333 \\ 0,4318 & 0,5682 & 0 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matriks bobot lokasi *invers* jarak di atas, dapat disimpulkan bahwa nilai dari pembobot lokasi sudah memenuhi syarat, yaitu dengan diagonal utamanya bernilai 0 dan komponen matriks di setiap kolomnya berjumlah 1.

Perhitungan pembobot normalisasi korelasi silang antar lokasi, dapat ditentukan dengan rumus pada persamaan (5). Maka dari itu, didapatkan matriks bobot korelasi silang antar lokasi sebagai berikut,

$$W^1(1) = \begin{bmatrix} 0 & 0,0337 & 0,9663 \\ 0,4588 & 0 & 0,5412 \\ 0,4411 & 0,55589 & 0 \end{bmatrix}$$

## Estimasi Parameter Model GSTARI (2, 1)<sub>1</sub>

Estimasi dari setiap parameter autoregressive model GSTAR dapat dilakukan dengan menggunakan metode least square, yaitu meminimalkan jumlah kuadrat residual. Bagian terpenting dalam prediksi adalah kemampuan model untuk meramalkan data. Hasil pendugaan parameter model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> dengan bobot lokasi seragam lokasi seragam, *invers* jarak, dan normalisasi korelasi silang adalah sebagai berikut.

**TABEL 6.** Pendugaan Parameter Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub>

Parameter	Lokasi Seragam		Invers Jarak		Normalisasi Korelasi Silang	
	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>
$\phi_{10}^1$	0,2403	0,0012	0,2133	0,0046	0,1834	0,0151
$\phi_{10}^2$	-0,0417	0,5812	-0,0345	0,6458	-0,0407	0,5874
$\phi_{10}^3$	-0,3821	0,0000	-0,3559	0,0000	-0,3249	0,0000
$\phi_{11}^1$	-0,0027	0,9533	0,0423	0,3684	0,0803	0,0430
$\phi_{11}^2$	0,0266	9,8513	0,0157	0,9002	0,0488	0,7214
$\phi_{11}^3$	0,3208	0,0027	0,2925	0,0023	0,2797	0,0037
$\phi_{20}^1$	0,1840	0,0132	0,1702	0,0218	0,1545	0,0333
$\phi_{20}^2$	-0,1953	0,0107	-0,1871	0,0141	-0,1852	0,0147
$\phi_{20}^3$	0,0036	0,9614	0,0126	0,8668	0,0310	0,6864
$\phi_{21}^1$	-0,0325	0,4786	-0,0095	0,8398	0,0264	0,5061
$\phi_{21}^2$	0,0527	0,7089	0,0344	0,7824	0,0526	0,6911
$\phi_{20}^3$	0,0371	0,7332	0,0353	0,7187	0,0402	0,6820



Pada Tabel 6 terlihat bahwa parameter model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> dengan bobot lokasi seragam, *invers* jarak, dan normalisasi korelasi silang tidak seluruhnya signifikan pada *p-value*  $\alpha(0,05)$ , semua parameter dapat digunakan untuk tahap analisis selanjutnya. Berikut merupakan persamaan model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> pada data harga telur ayam ras pada tiga lokasi yaitu pada Kota Kediri, Blitar, Malang dapat dibentuk dengan menggunakan matriks pembobot seragam, matriks bobot lokasi *invers* jarak, dan matriks bobot normalisasi korelasi silang.

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi Seragam di Kediri

$$\nabla Z_1(t) = 0,2403\nabla Z_1(t-1) - 0,00135\nabla Z_2(t-1) - 0,00135\nabla Z_3(t-1) - 0,1840\nabla Z_1(t-2) - 0,01625\nabla Z_2(t-2) - 0,01625\nabla Z_3(t-3) + a_1(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi Seragam di Blitar

$$\nabla Z_2(t) = 0,0133\nabla Z_1(t-1) - 0,0417\nabla Z_2(t-1) + 0,0133\nabla Z_3(t-1) + 0,0264\nabla Z_1(t-2) - 0,1953\nabla Z_2(t-2) + 0,0264\nabla Z_3(t-3) + a_2(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi Seragam di Malang

$$\nabla Z_3(t) = 0,1604\nabla Z_1(t-1) + 0,1604\nabla Z_2(t-1) - 0,3821\nabla Z_3(t-1) + 0,01855\nabla Z_1(t-2) + 0,01855\nabla Z_2(t-2) + 0,0036\nabla Z_3(t-3) + a_3(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi *Invers* Jarak di Kediri

$$\nabla Z_1(t) = 0,2133\nabla Z_1(t-1) + 0,0212\nabla Z_2(t-1) + 0,0212\nabla Z_3(t-1) + 0,1702\nabla Z_1(t-2) - 0,0048\nabla Z_2(t-2) - 0,0048\nabla Z_3(t-3) + a_1(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi *Invers* Jarak di Blitar

$$\nabla Z_2(t) = 0,0079\nabla Z_1(t-1) - 0,0345\nabla Z_2(t-1) + 0,0079\nabla Z_3(t-1) + 0,0172\nabla Z_1(t-2) - 0,1871\nabla Z_2(t-2) + 0,0172\nabla Z_3(t-3) + a_2(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi *Invers* Jarak di Malang

$$\nabla Z_3(t) = 0,1463\nabla Z_1(t-1) + 0,1463\nabla Z_2(t-1) - 0,3559\nabla Z_3(t-1) + 0,0177\nabla Z_1(t-2) + 0,0177\nabla Z_2(t-2) + 0,0126\nabla Z_3(t-3) + a_3(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi Korelasi antar Lokasi di Kediri

$$\nabla Z_1(t) = 0,1834\nabla Z_1(t-1) + 0,0402\nabla Z_2(t-1) + 0,0402\nabla Z_3(t-1) + 0,1545\nabla Z_1(t-2) + 0,0132\nabla Z_2(t-2) + 0,0132\nabla Z_3(t-3) + a_1(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi Korelasi antar Lokasi di Blitar

$$\nabla Z_2(t) = 0,0244\nabla Z_1(t-1) - 0,0407\nabla Z_2(t-1) + 0,0244\nabla Z_3(t-1) + 0,0263\nabla Z_1(t-2) - 0,1852\nabla Z_2(t-2) + 0,0263\nabla Z_3(t-3) + a_2(t)$$

Model GSTARI (2,1)<sub>1</sub> Bobot Lokasi Korelasi antar Lokasi di Malang

$$\nabla Z_3(t) = 0,1398\nabla Z_1(t-1) + 0,1398\nabla Z_2(t-1) - 0,3249\nabla Z_3(t-1) + 0,0201\nabla Z_1(t-2) + 0,0201\nabla Z_2(t-2) + 0,0310\nabla Z_3(t-3) + a_3(t)$$

## Uji Kelayakan Model

Setelah menentukan model dari masing-masing bobot lokasi, langkah selanjutnya adalah menguji kelayakan dari model. Jika residual bersifat *white noise*, maka model layak untuk digunakan. Dalam melakukan uji ini, digunakan uji *Ljung Box Pearce* untuk masing-masing pembobot dengan hasil sebagai berikut,

**TABEL 7.** Uji *Ljung Box Pearce* pada Matrix Bobot Lokasi

Pembobot	Variabel	P-Value	Asumsi Residual
Bobot Lokasi Seragam	Kediri	0,956	<i>White Noise</i>
	Blitar	0,824	<i>White Noise</i>
	Malang	0,755	<i>White Noise</i>

Bobot Lokasi <i>Invers</i> Jarak	Kediri	0,921	<i>White Noise</i>
	Blitar	0,824	<i>White Noise</i>
	Malang	0,856	<i>White Noise</i>
Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang	Kediri	0,825	<i>White Noise</i>
	Blitar	0,775	<i>White Noise</i>
	Malang	0,985	<i>White Noise</i>

Berdasarkan Tabel 8, residual variabel multivariat pada ketiga pembobot lokasi sudah memenuhi asumsi residual bersifat *white noise* karena  $p\text{-value} > 0,05$ . Pengujian residual normal menggunakan Uji Jarque-Bera dan diperoleh nilai  $p\text{-value}$   $0,570 > 0,05$  pada bobot lokasi normalisasi korelasi silang, pada bobot lokasi *invers* jarak diperoleh nilai  $p\text{-value}$   $0,573 > 0,05$ . Sementara itu, pada bobot lokasi seragam diperoleh nilai  $p\text{-value}$   $0,571 > 0,05$ . Hal ini mengartikan bahwa residual berdistribusi normal.

### Pemilihan Model GSTAR Terbaik

Evaluasi keakuratan model dapat dilakukan dengan membandingkan tingkat kesalahan pada model, yang dapat dilihat dari nilai MAPE pada data *testing*. Selain MAPE, pada penelitian ini juga menentukan model berdasarkan nilai MSE dan MAE yang terkecil. Model yang memiliki nilai MAPE, MSE, dan MAE yang terkecil pada data *testing* tersebut dianggap sebagai model terbaik. Berikut merupakan perbandingan nilai MAPE, MSE, dan MAE pada masing-masing pembobot.

**TABEL 8.** Nilai MAPE Data *Testing*

Pembobot	MAPE <i>Out-Sample</i>			Rata-Rata MAPE
	Kediri	Blitar	Malang	
Seragam	0,442%	1,609%	0,909%	0,987%
<i>Invers</i> Jarak	0,443%	1,607%	0,906%	0,985%
<b>Normalisasi Korelasi Silang</b>	<b>0,452%</b>	<b>1,601%</b>	<b>0,891%</b>	<b>0,981%</b>

**TABEL 9.** Nilai MSE Data *Testing*

Pembobot	MSE <i>Out-Sample</i>			Rata-Rata MSE
	Kediri	Blitar	Malang	
Seragam	42179,82	342182,12	140750,73	175037,56
<i>Invers</i> Jarak	41293,23	343116,40	139947,86	174785,83
<b>Normalisasi Korelasi Silang</b>	<b>41956,65</b>	<b>342265,44</b>	<b>135871,25</b>	<b>173364,45</b>

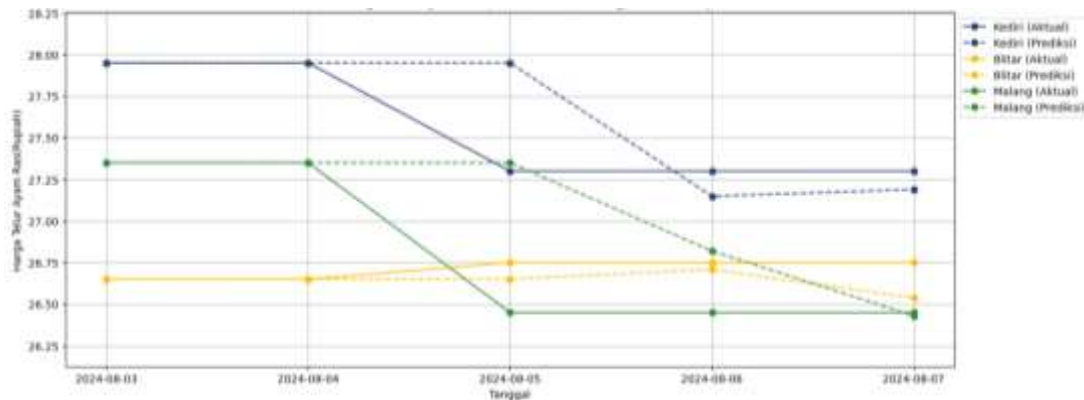
**TABEL 10.** Nilai MAE Data *Testing*

Pembobot	MAE <i>Out-Sample</i>			Rata-Rata MAE
	Kediri	Blitar	Malang	
Seragam	168,66	409,354	226,486	268,165
<i>Invers</i> Jarak	110,493	408,999	225,791	248,428
<b>Normalisasi Korelasi Silang</b>	<b>112,719</b>	<b>407,305</b>	<b>221,952</b>	<b>247,325</b>

Pada Tabel 8,9, dan 10, terlihat bahwa berdasarkan dan testing dengan matriks bobot lokasi seragam, *invers* jarak, dan normalisasi korelasi silang diperoleh nilai MAPE, MSE, dan MAE terkecil, yaitu pada matriks bobot normalisasi korelasi silang dengan model GSTARI (2,1)<sub>1</sub>. Pada bobot lokasi tersebut dihasilkan nilai MAPE, MSE, dan MAE berturut-turut sebesar 0,981%; 173364,45; dan 247,325 pada data *testing*. Sehingga, prediksi yang diperoleh tidak jauh berbeda dengan data aktual karena menghasilkan nilai MAPE masuk ke dalam kategori hasil prediksi sangat akurat.

### Prediksi dengan Model Terbaik

Berikut adalah hasil prediksi harga cabai di Kota Kediri, Blitar, dan Malang menggunakan model terbaik, yaitu GSTARI  $(2,1)_1$  dengan bobot normalisasi korelasi silang.



**Gambar 2.** Perbandingan Data Aktual dan Prediksi Menggunakan Model GSTAR Terbaik

Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa data aktual dan data prediksi memiliki nilai yang relatif serupa. Kesamaan ini menunjukkan bahwa model terbaik yaitu GSTARI  $(2,1)_1$  dengan bobot normalisasi korelasi silang, mampu menghasilkan nilai MAPE, MAE, dan MSE yang termasuk dalam kategori prediksi sangat akurat.

## PENUTUP

Berdasarkan analisis dan pembahasan sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk meramalkan harga telur ayam ras di Kota Kediri, Blitar, dan Malang adalah GSTARI  $(2,1)_1$  dengan menggunakan bobot lokasi normalisasi korelasi silang. Keunggulan model ini terlihat dari kesesuaian dengan asumsi *white noise* dan residual normal ditunjukkan oleh nilai MAPE, MSE, dan MAE berturut-turut sebesar 0,981%; 173364,45; dan 247,325 dengan lag yang berpengaruh nyata yaitu pada parameter  $\phi_{10}^3$ ,  $\phi_{11}^1$ ,  $\phi_{11}^3$ ,  $\phi_{20}^1$ ,  $\phi_{20}^2$  pada data *testing* sehingga model dinilai sangat akurat untuk memprediksi harga telur ayam ras di ketiga lokasi.

Berdasarkan hasil analisis, maka pemerintah setempat diharapkan untuk mengambil tindakan preventif guna mengantisipasi kerugian para pedagang baik di pasar tradisional maupun modern yang disebabkan karena turunnya harga telur, sebagai bentuk usaha menjaga stabilitas ekonomi lokal dan melindungi kesejahteraan para pelaku usaha. Untuk penelitian lebih lanjut, disarankan agar dilakukan pengembangan seperti mengkombinasikan *neural network* yang terintegrasi dengan model gstar, sehingga mampu meningkatkan akurasi dalam pemodelan data spasial-temporal.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hastang, Veronica S. L. dan Arie Prayudi. Beberapa Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Permintaan Telur Ayam Ras oleh Konsumen di Pasar Pa'Baeng-Baeng, Makassar. Jurnal Agribisnis, 2011.
- [2] Badan Pangan Nasional. Panel harga pangan, 2024. Tersedia: <https://panelharga.badanpangan.go.id/> (Diakses: 29 November 2024).
- [3] Badan Pusat Statistik. Produksi Telur Ayam Petelur Menurut Provinsi (Ton) 2021-2023. 2024. Tersedia: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NDkxIzI=/produksi-telur-ayam-petelur-menurut-provinsi.html>. (Diakses: 5 November 2024).
- [4] Badan Pusat Statistik Kabupaten Blitar. Produksi Telur di Kabupaten Blitar, 12 April 2024. Tersedia: <https://blitarkab.bps.go.id/id/news/2024/04/12/211/produksi-telur-di-kabupaten-blitar.html>. (Diakses pada: 15 November 2024).
- [5] Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional. Indormasi Harga Antar Derah, 2023. Tersedia: <https://www.bi.go.id/hargapangan>. (Diakses: 1 November r 2024).
- [6] Masdin, M. A., & Nur'eni, D. L. Peramalan Menggunakan Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) untuk Indeks Harga Konsumen di Empat Kota Provinsi Sulawesi Selatan. Jurnal Matematika Integratif, 14(1), 39-49 (2018).

- [7] Setiawan, H. F., Abdillah, G., & Komarudin, A. Sistem Prediksi Harga Cengkeh di Jawa Barat Menggunakan Model Generalized Space Time Autoregressive. *Semnasteknomedia Online*, 5(1), 2-1 (2017).
- [8] Fadila, PD, Andriyati, A., & Widyastiti, M. Peramalan Harga Cabai Rawit di Kota Bandung, Kota Bogor dan Kota Cirebon dengan Pendekatan GSTAR. *SAINTIFIK*, 2023.
- [9] Global Goals. (2023). Goal 2: Zero Hunger. Tersedia: <https://www.globalgoals.org/goals/2-zero-hunger/>. (Diakses: 21 November 2024).
- [10] Borovkova, S.A. et al. Consistency and Asymptotic Normality of Least Squares Estimators in Generalized STAR Models. *Statistica Neerlandica*, 2008.
- [11] Borovkova, S.A. et al. Least Squares Estimation of Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Model and Its Properties. *Statistica Neerlandica*, 2012.
- [12] Dhoriva Urwatul Wutsqa et al. Generalized Space Time Autoregressive Modeling. *The 6th IMT-GT Conference on Mathematics, Statistics, and its Applications (ICMSA): Proceeding*. pp(752-261). Kuala Lumpur: Universitas Tunku Abdul Rahman, 2010.
- [13] Anggraeni, D. et al. Aplikasi Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) pada Pemodelan Volume Kendaraan Masuk Tol Semarang. *Jurnal Media Statistik*. Vol. 6, No. 2, pp. 71-80, 2013.
- [14] Aryani, F. N., Handajani, S. S., & Zukhronah, E. PENERAPAN MODEL GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE (GSTAR) PADA DATA NILAI TUKAR PETANI 3 PROVINSI DI PULAU SUMATERA. In *ProSANDIKA UNIKAL* (Prosiding Seminar Nasional Pendidikan Matematika Universitas Pekalongan) (Vol. 1, pp. 209-220), 2020.
- [15] Zhang, Y., Li, Y., Song, J., Chen, X., Lu, Y., & Wang, W. Pearson correlation coefficient of current derivatives based pilot protection scheme for long-distance LCC-HVDC transmission lines. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 105526 (2020).
- [16] Fu, T., Tang, X., Cai, Z., Zuo, Y., Tang, Y., & Zhao, X. Correlation research of phase angle variation and coating performance by means of Pearson's correlation coefficient. *Progress in Organic Coatings*, 105459 (2020).
- [17] Wei, W.W.S. *Time Series Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company. Inc: Canada, 2006
- [18] Kabasarang, D.C., Satiawan, A., dan Susanto, B. Uji Normalitas Menggunakan Statistik Jarque-Bera Berdasarkan Metode Bootstrap. *Prosiding: Seminar Nasional Matematika LSM Matematika FMIPA UNY*, ISBN : 978-979-17763-6- 3, 2013.
- [19] Montgomery, D.C., Jennings, C.L., dan Kulahci, M. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada : John Wiley & Sons Inc, 2008.
- [20] *Jatim Times*. Harga telur ayam di Kota Blitar tetap tinggi, pedagang mengeluh penjualan turun, 2024. Tersedia dari: <https://jatimtimes.com/baca/308095/20240315/071500/harga-telur-ayam-di-kota-blitar-tetap-tinggi-pedagang-mengeluh-penjualan-turun>. (Diakses: 28 November 2024)
- [21] *Liputan6*. Peternak ayam di Malang sebut faktor pemicu kenaikan harga telur karena pakan, 2024. Tersedia: <https://www.liputan6.com/surabaya/read/5536925/peternak-ayam-di-malang-sebut-faktor-pemicu-kenaikan-harga-telur-karena-pakan?page=2>. (Diakses: 28 November 2024)
- [22] *Radar Surabaya*. Harga telur di Bangkalan turun menjadi Rp29 ribu, namun berpotensi naik jelang Lebaran, 2024. Tersedia: <https://radarsurabaya.jawapos.com/jatim/amp/774438988/harga-telur-di-bangkalan-turun-menjadi-rp-29-ribu-namun-berpotensi-naik-jelang-lebaran>. (Diakses: 28 November 2024)
- [23] S. S. R. Kharisma, "Implementasi Model Generalized Space Time Autoregressive (Gstar) Dalam Peramalan Data Harga Beras," 2022