



Peramalan Hasil Produksi Padi Di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Metode *Hybrid Sarima-Fuzzy Time Series Chen*

Ardila Cindy Vayuanita, Wellie Sulistijanti*

Abstract: *Rice production is an agricultural product that involves planting, maintaining and fertilizing rice seeds regularly to produce high quality rice. The development of rice production from 2019-2022 continues to decline, rice production in 2022 is 779,704 tonnes lower than in 2021 and in 2020 it produced 790,764 tonnes lower than in 2019. This research aims to estimate rice production in Central Java Province with more accurate values. To produce forecasting values with good and precise accuracy using the Hybrid SARIMA-Fuzzy Time Series Chen method, after obtaining the SARIMA(0,0,1)(0,1,1)₁₂ model then correct the error values using Fuzzy Time Series Chen. The research results show that using the Hybrid SARIMA-Fuzzy Time Series method Chen predicted rice production in January 2023 of 2,748,501 tons with an MSE of 0.0000001. By having more accurate estimates, the government and other stakeholders can better anticipate fluctuations in rice production in the future, especially in situations where production is predicted to fall.*

Instansi Penulis

Program Studi Diploma Tiga Statistika, Institut Teknologi Statistika dan Bisnis Muhammadiyah Semarang,
Jalan Prof Hamka km 1 Ngaliyan, Tambakaji, Semarang, Jawa Tengah

Riwayat artikel

Dikirim: 12 - 5 - 2024; Diterima: 16 - 6 - 2024;

Direvisi: 8 - 6 - 2024; Diterbitkan: 1 - 7 - 2024

*Corresponding Author

Wellie Sulistijanti
Wellie.sulistijanti@itesa.ac.id
Program studi diploma tiga statistika, Institut Teknologi Statistika dan Bisnis Muhammadiyah Semarang,
Jalan Prof Hamka km 1 Ngaliyan, Tambakaji, Semarang, Jawa Tengah

DOI: 10.30595/agritech.v25i2.21835

Agritech: Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian

Diterbitkan oleh
Fakultas Pertanian dan Perikanan Universitas Muhammadiyah
Purwokerto
Gedung J, Lt.3, Kampus 1, Jl. KH. Ahmad Dahlan, Dusun III, Dukuwaluh,
Kec. Kembaran, Kabupaten Banyumas, Jawa Tengah 53182, Telp. (0281)
636751

Pendahuluan

Produksi Padi merupakan hasil pertanian yang melibatkan penanaman, perawatan, dan pemupukan bibit padi secara teratur sehingga dapat menghasilkan padi yang berkualitas. Padi atau *Oryza Sativa* menjadi kebutuhan manusia setiap harinya sebagai bahan pangan utama di seluruh dunia. Kebutuhan pangan terus meningkat seiring bertambahnya penduduk di Indonesia. Maka dari itu harus diimbangi dengan

peningkatan produksi bahan pangan agar tidak adanya kesenjangan yang berdampak pada peningkatan jumlah impor bahan pangan. Isi dari padi merupakan salah satu bahan makanan sumber karbohidrat manusia yaitu beras.

Menurut Badan Pusat Statistik, kontribusi sektor pertanian mencapai 12,40 persen terhadap perekonomian Indonesia pada tahun 2022 dan sebesar 13,53 persen terhadap pertumbuhan ekonomi Jawa Tengah (BPS, 2022). Sektor pertanian terdiri dari banyak subsektor, termasuk tanaman pangan, hortikultura, perkebunan, peternakan, perikanan, kehutanan, dan jasa pertanian (BPS Kabupaten Indramayu, 2023). Padi, jagung, kedelai, kacang hijau, singkong, ubi jalar, dan kacang tanah adalah contoh-contoh tanaman pangan. Salah satu kebutuhan esensial bagi setiap manusia untuk hidup adalah keinginan untuk makan.

Produksi padi di Jawa Tengah telah bervariasi akhir-akhir ini. Perkembangan produksi padi dari 2019-2022 terus mengalami penurunan, pada tahun 2022 sebesar 779.704 ton lebih rendah dari tahun 2021, dan produksi padi pada tahun 2020 memproduksi 790.764 lebih rendah dari tahun 2019. Naik turunnya hasil produksi padi di Provinsi Jawa Tengah ini diakibatkan beberapa faktor diantaranya penyempitan lahan padi, curah hujan, pemakaian pupuk, dan pemilihan bibit. Produksi padi sangat penting bagi masyarakat wilayah Indonesia dikarenakan padi menghasilkan beras yang dimana beras adalah salah satu makanan pokok masyarakat Indonesia. Beras sangat diperlukan dikarenakan banyak nutrisi bermanfaat bagi tubuh dan dapat meningkatkan energi dalam tubuh (Widya Hapsari, 2021). Indonesia

adalah negara agraris, dikarenakan mayoritas penduduknya menggantungkan hidupnya pada sektor pertanian. Disebut negara agraris karena sumber daya alam Indonesia yang bermacam-macam. Pertanian memegang peranan penting bagi perekonomian nasional, sebagai penyedia bahan pangan masyarakat dan penyedia lapangan kerja. Selain itu, kontribusi lainnya dari pertanian yaitu sebagai salah satu sumber pendapatan negara. Peramalan produksi padi untuk masa depan sangat diperlukan untuk dapat memperkirakan kejadian buruk seperti kurangnya kualitas padi, mencegah terjadinya kerusakan padi yang diakibatkan oleh hujan dengan cara mempercepat penanaman padi sehingga dapat ada antisipasi yang terbaik (Widya Hapsari, 2021).

Peramalan merupakan ilmu yang memprediksi kejadian masa depan atau masa yang akan mendatang (Lestari et al., 2021). Agar hasil peramalan dapat berguna dalam pengambilan keputusan di masa depan, peramalan harus dilakukan secara akurat. Saat ini, peramalan deret waktu saat ini adalah pendekatan yang paling sering digunakan. Pendekatan ini menggunakan metodologi kuantitatif untuk mengantisipasi masa depan dengan memanfaatkan data historis. Data deret waktu adalah data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu yang menunjukkan bagaimana suatu kegiatan berkembang. SARIMA yaitu perkembangan dari metode Box Jenkins dengan pola *seasonal* (Aprilia et al., 2021). Tingkat akurasi yang tinggi dari metode SARIMA dalam peramalan jangka pendek menjadi salah satu keunggulannya (Rizki & Taqiyyuddin, 2021). Hasil penelitian sebelumnya oleh (Wibowo, 2023) dengan judul "Penerapan Arima dan Sarima dalam Peramalan Penjualan Telur Ayam di PT. Agromix Lestari Group" menunjukkan bahwa model SARIMA mempunyai dua model yaitu $(1,0,0)(1,0,0)_{12}$ dan $(0,0,1)(1,0,0)_{12}$, dan kedua model ARIMA tersebut signifikan dan lolos uji white noise. Selain itu, model SARIMA $(0,0,1)(1,0,0)_{12}$ mempunyai kesalahan terendah jika dibandingkan dengan pendekatan lainnya, sehingga menjadi model pilihan yang digunakan peramalan.

Chen (1996) melakukan pengembangan Chen's *Fuzzy Time Series* dari Song dan Chissom (1993) dan memiliki bobot yang sama besar, operasi matriks yang rumit, dan operasi yang sederhana (Virgianti et al., 2021). Pendekatan *fuzzy time series* memiliki kelebihan yaitu tidak membutuhkan banyak data historis atau memenuhi asumsi tertentu. Pendekatan ini juga dapat digunakan secara luas untuk data waktu nyata (Ekananta et al., 2018) dalam (Aulia & Sulistijanti, 2023). Menurut penelitian sebelumnya oleh (Nababan & Alexander, 2020), dengan judul "Implementasi Metode *Fuzzy Time Series* dengan Model Algoritma Chen untuk Memprediksi Harga Emas", terdapat perbedaan yang

kecil antara harga yang diantisipasi yaitu Rp 2.850 dengan harga emas yang sebenarnya. Hal ini menunjukkan bahwa teknik deret waktu fuzzy algoritma Chen merupakan alat yang berguna bagi investor dan dapat memprediksi harga emas secara akurat satu hari sebelumnya. Dalam hal peramalan data horizontal, pendekatan fuzzy mengungguli data tren. Pendekatan SARIMA- *Fuzzy Time Series Chen* telah digunakan dalam berbagai studi peramalan, dan penulis tertarik untuk menggabungkan kedua metode tersebut untuk memberikan prediksi yang akurat.

Kemajuan teknologi membawa perkembangan baru dalam peramalan *time series* yaitu peramalan *hybrid*. Model *Hybrid* merupakan penggabungan dua model *time series* untuk meningkatkan akurasi dan menggunakan kedua metode untuk mengurangi kekurangan masing-masing metode. Dengan menggabungkan kedua metode, diharapkan peramalan akan lebih akurat daripada hanya menggunakan satu metode (Arumsari et al., 2021). Dalam memprediksi data inflasi Indonesia, model *hybrid* SARIMA-ANFIS yang memiliki nilai MAPE sebesar 6,270892% mengungguli model SARIMA $(2,1,0)(0,0,1)_{12}$ yang memiliki nilai MAPE sebesar 8,622045%. Hasil penelitian sebelumnya oleh (Fauziyah & Achmad, 2019) yang berjudul *Hybrid SARIMA (seasonal autoregressive integrated moving average)-ANFIS (adaptive neural fuzzy inference system)* pada data inflasi Indonesia tahun 2003-2018 divalidasi dengan menggunakan sebelas data inflasi dari bulan Januari hingga November pada tahun tersebut. Hasilnya, model yang paling akurat untuk memprediksi data inflasi Indonesia adalah model hibrida SARIMA-ANFIS.

Tujuan penelitian kajian ini difokuskan pada produksi padi Provinsi Jawa Tengah karena pentingnya beras sebagai penyangga pangan nasional. Metode yang digunakan adalah *Hybrid SARIMA-Fuzzy Time Series* dari Chen dapat menghasilkan perkiraan yang lebih akurat, terutama dalam mengantisipasi fluktuasi produksi padi di masa depan. Dengan menggunakan nilai Mean Squared Error (MSE) sebagai kriteria evaluasi, penelitian ini berusaha untuk mengoptimalkan model sehingga memberikan perkiraan yang semakin mendekati nilai sebenarnya, sehingga dapat dilakukan antisipasi terhadap tingkat produksi padi di masa depan.

Metode

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data produksi padi di provinsi Jawa Tengah dari Januari 2019 hingga Desember 2022 merupakan data sekunder yang didapatkan dari *website* Badan Pusat Statistik Jawa Tengah (<https://www.bps.go.id>). Data tersebut dikategorikan sebagai data runtun waktu (*time series*) yang diperoleh dari hasil Pendataan Statistik

Pertanian Tanaman Terpadu (SPT) dan katalog luas panen Badan Pusat Statistik (BPS).

Variabel yang diperhitungkan dalam analisis ini adalah jumlah padi yang diproduksi di provinsi Jawa Tengah, yang direpresentasikan dalam satuan ton. Serta data yang digunakan sebanyak 48 data.

Metode Analisis

Penelitian ini menggunakan teknik *time series Hybrid SARIMA-Fuzzy* dari Chen untuk analisis data. Berikut ini tahapan dalam analisis data:

1. Mengidentifikasi Kestasioneran Data

Jika tidak ada varians yang stasioner pada data, proses transformasi *Box-Cox* diperlukan. Jika data non stationer rata-rata maka dilakukan proses *differencing* (Nur Komara & Dwi Agustin Nuriani Sirodj, 2023). Grafik ACF dan PACF dapat digunakan untuk menentukan model dugaan setelah data sudah stasioner.

2. Identifikasi Model

Koefisien autokorelasi adalah fungsi yang menunjukkan seberapa kuat data pada waktu t , yang diwakili oleh X_t dan pengamatan pada waktu sebelumnya, yang diwakili oleh $(X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-k})$, memiliki hubungan atau asosiasi linier. Korelasi antara X_t dan X_{t+k} berikut ketergantungan linier antara variabel X_t dan X_{t+k} antara $(X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-k})$ dikenal dengan istilah fungsi autokorelasi parsial (PACF) dengan lag k . Untuk menentukan model sementara, peneliti melihat plot fungsi autokorelasi parsial (PACF) dan fungsi autokorelasi (ACF).

3. Model SARIMA

Untuk data runtun waktu dengan pola periodik atau musiman, model SARIMA merupakan perluasan dari model ARIMA (Aprilia et al., 2021). Terdapat dua komponen pada notasi dalam model SARIMA. Bagian non-musiman diwakili oleh huruf kecil (p , d , dan q) pada bagian pertama. Bagian musiman dari model ini kemudian ditunjukkan dengan (P, D, Q). Jumlah periode setiap musim yang akan dihitung adalah pangkat s (Christie et al., 2022). Di bawah ini adalah persamaan SARIMA:

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)a_t$$

Keterangan :

- $\phi_p(B)$ = parameter *autoregressive non seasonal*
- $\Phi_p(B^S)$ = parameter *autoregressive seasonal*
- $\theta_q(B)$ = parameter *moving avarage non seasonal*
- $\Theta_q(B^S)$ = parameter *moving avarage seasonal*
- $(1-B)^d$ = *differencing non seasonal*
- $(1-B^S)^D$ = *differencing seasonal*
- a_t = nilai kesalahan
- Z_t = data *time series* waktu ke- t

4. Estimasi & Signifikansi Parameter

Parameter signifikan digunakan untuk mengestimasi parameter dari estimasi model sementara.

Hipotesis :

$$H_0 = \hat{\theta} = 0 \text{ (Parameter tidak signifikan)}$$

$$H_1 = \hat{\theta} \neq 0 \text{ (Parameter signifikan)}$$

Kriteria Penolakan : Tolak H_0 jika $p - value < \alpha = 0.05$

5. Diagnostic Checking

a. Uji White Noise

L-Jung Box digunakan untuk pengujian white noise

Hipotesis :

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (Residual memenuhi Uji White Noise)}$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_j \neq 0, j =$$

1,2,3, ..., K (Residual tidak memenuhi Uji White Noise)

Kriteria penolakan : Tolak H_0 jika $p - value < \alpha = 0.05$

b. Uji Distribusi Normal

Hipotesis :

H_0 = Residual berdistribusi normal

H_1 = Residual tidak berdistribusi normal

Kriteria penolakan : Tolak H_0 jika $p < \alpha = 0.05$

6. Penentuan Model Terbaik SARIMA

Menentukan model SARIMA yang terbaik dengan melihat MSE terkecil.

7. Pembentukan Himpunan Semesta (U)

Persamaan berikut ini digunakan untuk menghasilkan himpunan semesta:

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

Keterangan :

X_{min} = Data Minimum

X_{max} = Data Maksimum

D_1 dan D_2 adalah bilangan positif sembarang yang nilainya ditentukan oleh peneliti.

8. Pembentukan Interval

Untuk menentukan jumlah interval, prosedur pembuatan interval membagi semesta yang ditetapkan dengan jarak yang sama. Ini dapat dihitung dengan menggunakan rumus di bawah ini:

a. Jumlah Kelas

$$\text{Jumlah Kelas} = 1 + 3,322 \text{ Log}(n)$$

b. Panjang Interval

Rumus berikut digunakan untuk menentukan panjang interval:

$$\text{Panjang Interval} = \frac{D_{max} - D_{min}}{\text{Jumlah Interval}}$$

Untuk mengekspresikan himpunan fuzzy dalam interval yang dibuat dari himpunan semesta (U), berbagai nilai linguistik dibuat.

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$$

Keterangan :

U = himpunan semesta

u_i = Jarak pada U , untuk $i = 1, 2, \dots, u_n$

9. Menentukan Himpunan Fuzzy

Batasan samar pada kelas bilangan adalah definisi himpunan fuzzy. Himpunan fuzzy dari nilai nyata yang diambil dari himpunan semesta yang telah ditetapkan digunakan dalam pendekatan deret waktu fuzzy. Pendekatan ini memanfaatkan angka-angka ini. Dimungkinkan untuk mengganti data historis yang dimaksudkan untuk prediksi dengan himpunan fuzzy.

10. Fuzzyfikasi

Fuzzifikasi adalah proses pemberian angka numerik pada himpunan fuzzy dan menilai seberapa banyak anggotanya.

11. Menghitung Relasi Logis Fuzzy (FLR)

Data difuzzifikasi dapat digunakan untuk menentukan hubungan logis fuzzy (FLR).

12. Menghitung FLRG (Fuzzy Logical Relationship Group)

Menentukan hubungan logika fuzzy dari hasil fuzzifikasi, yang kemudian diklasifikasikan menjadi FLRG.

13. Menerapkan Metode Defuzzifikasi

Pada titik ini, nilai peramalan diperoleh dengan mengubah output fuzzy menjadi nilai tegas atau numerik.

14. Peramalan Hybrid SARIMA-Fuzzy Time Series Chen

Selanjutnya setelah proses defuzzifikasi melakukan perhitungan peramalan Hybrid SARIMA- Fuzzy Time Series Chen dengan data produksi padi dan memeriksa tingkat keakuratan dengan menggunakan nilai MSE yang terkecil. Nilai MSE ini diperoleh dari rata-rata nilai kuadrat error hasil dari peramalan.

Hasil

Menentukan Metode SARIMA

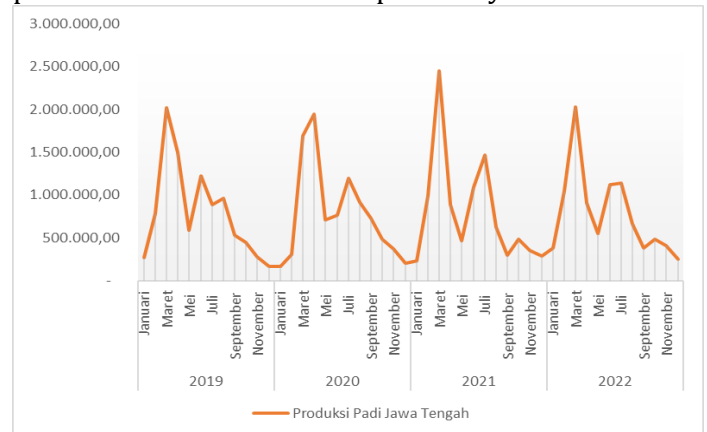
Model SARIMA merupakan perkembangan dari model ARIMA pada data time series yang memiliki pola musiman atau pola berulang (Yusuf & Yanti, 2021). Langkah-langkah analisis metode SARIMA sebagai berikut :

1. Identifikasi Kestasioneran Data

Identifikasi kestasioneran data merupakan langkah awal untuk mengetahui apakah data yang digunakan memenuhi asumsi yang wajib dipenuhi yaitu bersifat stationer atau tidak. Data dikatakan stationer apabila data berada di sekitar rata-rata dan varians konstan terhadap waktu (Mayanti et al., 2023).

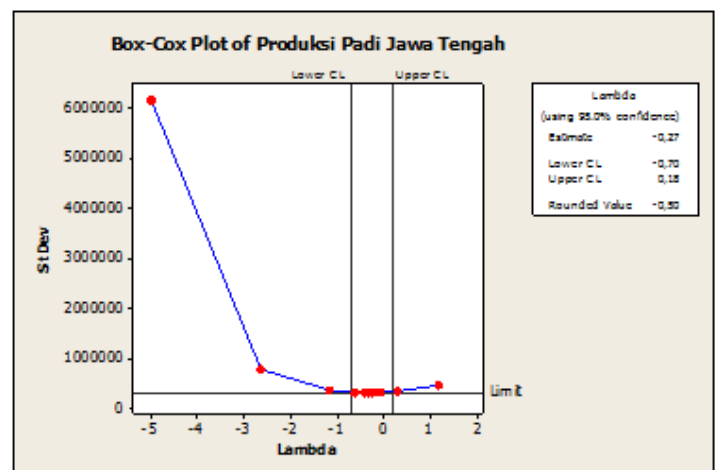
Plot data dibuat untuk melihat apakah data produksi padi Jawa Tengah sudah stationer atau belum. Menurut grafik 4.1 plot jumlah produksi padi di Jawa Tengah tahun 2019-2022 menunjukkan jika pola berbentuk musiman, yang ditandai dengan pola kenaikan dan penurunan yang berulang sepanjang waktu. Peningkatan produksi padi terbesar terjadi setiap bulan

Maret pada setiap tahunnya dan penurunan terendah pada bulan Desember disetiap tahunnya.



Gambar 4. 1 Plot Data Jumlah Produksi Padi di Jawa Tengah

Untuk memastikan apakah data memenuhi stationer varians, maka gunakan transformasi Box-Cox (Syam et al., 2023) seperti gambar 4.2.

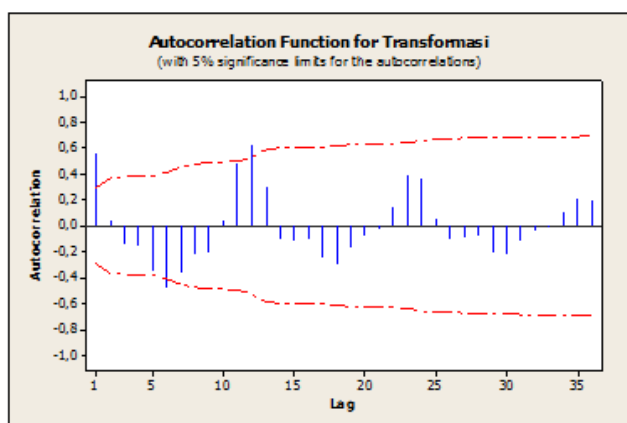


Gambar 4. 2 Plot Box-Cox Jumlah Produksi Padi Jawa Tengah

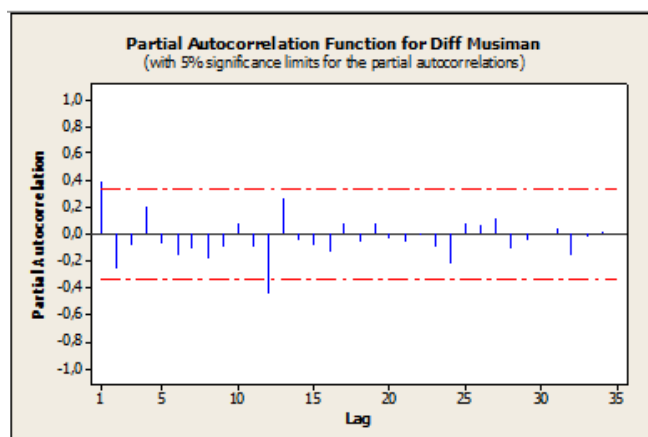
Hasil plot Box-Cox produksi padi diperoleh lambda(λ) sebesar -0,50, bahwa data ini belum memenuhi stationer varians atau tidak stabil dan memerlukan transformasi data.

Langkah selanjutnya adalah melihat data memenuhi atau tidaknya stasioneritas rata-rata dengan plot ACF dan PACF yang ditunjukkan pada gambar 4.4a dan 4.4b.

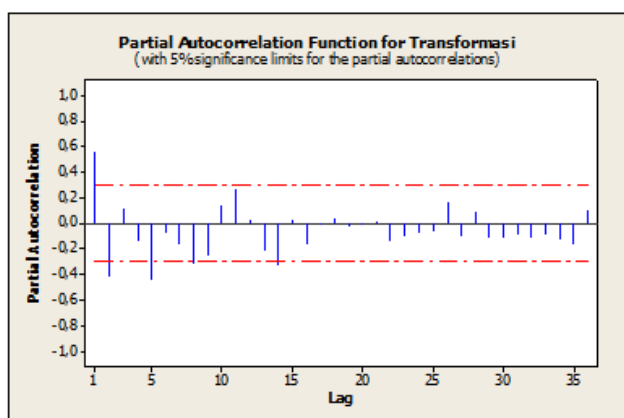
Gambar-gambar tersebut menunjukkan bahwa terpotong pada lag kedua untuk data non-musiman dan untuk data musiman pada lag 12, 36, dan 48 data masih terdapat autokorelasi yang penurunannya lambat sehingga menunjukkan data belum stasioner secara rata-rata. Oleh karena itu, differencing musiman diperlukan. Hasil differencing dapat dilihat dari gambar plot ACF dan PACF 4.5a dan 4.5b



Gambar 4. 4a Plot ACF



Gambar 4. 5b Plot PACF

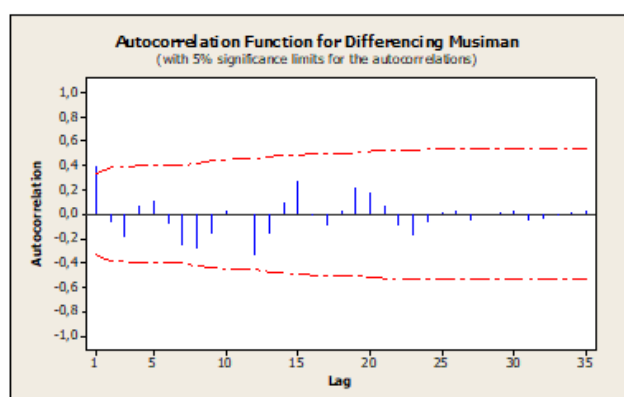


Gambar 4. 4b Plot PACF

Melihat dari plot ACF dan PACF pada gambar 4.5a dan 4.5b sudah terpotong setelah lag 12 yang artinya data sudah memenuhi stationer rata-rata.

2. Identifikasi Model Sementara

Identifikasi model merupakan membuat model SARIMA dugaan sementara yang dilihat dari plot ACF dan PACF setelah dilakukan *differencing* musiman dan data dinyatakan sudah stationer varians dan *mean* (Arumsari et al., 2021). Salah satu cara untuk mengidentifikasi model sementara adalah dengan menemukan lag yang berkurang atau berakhir pada plot ACF dan PACF dari data stasioner, yang terlihat pada gambar 4.5a dan 4.5b diatas.



Gambar 4. 5a Plot ACF

Berdasarkan gambar 4.5a dan 4.5b, dari plot ACF memperlihatkan terpotong setelah lag 1, artinya untuk model non musiman diproyeksikan menjadi MA(1) dan terpotong setelah lag 12 sehingga model diproyeksikan MA(1)¹² untuk model *seasonal*. Sebaliknya, dari plot PACF memperlihatkan terpotong setelah lag 2 sehingga diproyeksikan AR(2) untuk model non musiman dan terpotong setelah lag 12 sehingga model musiman dapat diprediksi menjadi AR(1)¹². Model sementara yang dapat digunakan sebagai berikut : (2,0,1)(1,1,1)¹², dengan model SARIMA sementara yaitu (2,0,1)(1,1,1)¹², (2,0,1)(1,1,0)¹², (2,0,1)(0,1,0)¹², (2,0,1)(0,1,1)¹², (2,0,0)(1,1,1)¹², (2,0,0)(1,1,0)¹², (2,0,0)(0,1,0)¹², (2,0,0)(0,1,1)¹², (1,0,1)(1,1,1)¹², (1,0,1)(1,1,0)¹², (1,0,1)(0,1,0)¹², (1,0,1)(0,1,1)¹², (0,0,1)(1,1,1)¹², (0,0,1)(1,1,0)¹², (0,0,1)(0,1,0)¹², (0,0,1)(0,1,1)¹², (1,0,0)(1,1,1)¹², (1,0,0)(1,1,0)¹², (1,0,0)(0,1,0)¹², (1,0,0)(0,1,1)¹².

3. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Langkah selanjutnya Estimasi dan Uji Prameter merupakan mengecek dari setiap model dugaan SARIMA yang didapatkan memenuhi uji signifikansi atau tidak. Signifikansi dari setiap model dilihat dari model yang memiliki nilai *signifikansi* $\alpha = < 0,05$.

Untuk model SARIMA sementara, uji signifikansi hipotesis dan estimasi parameter model yang signifikan ditampilkan tabel 1. Dari 20 model SARIMA sementara diperoleh 6 model memenuhi signifikansi parameter.

Berdasarkan tabel 1 nilai estimasi dan signifikan dari data produksi padi memiliki 6 model sementara yang memenuhi uji signifikansi parameter maka model-model tersebut dapat dilakukan uji white noise dan uji distribusi normal.

4. Diagnostic Checking

Setelah melakukan estimasi parameter dan mendapatkan model SARIMA dengan parameter yang signifikan dilakukan uji kelayakan model tersebut. Tahap ini disebut dengan diagnostic Checking, tahap ini diuji melihat uji asumsi *white noise* dan residual distribusi normal.

Tabel 1 Nilai Estimasi dan Signifikansi

| Model SARIMA | Parameter | Probability | Keterangan |
|------------------------------|-----------|-------------|--------------|
| (0,0,1)(1,1,0) ¹² | SAR(12) | 0.008 | Signifikansi |
| | MA(1) | 0.003 | Signifikansi |
| (0,0,1)(0,1,0) ¹² | MA(1) | 0.009 | Signifikansi |
| | MA(1) | 0.008 | Signifikansi |
| (0,0,1)(0,1,1) ¹² | SMA(12) | 0.000 | Signifikansi |
| | AR(1) | 0.003 | Signifikansi |
| (1,0,0)(1,1,0) ¹² | SAR(12) | 0.008 | Signifikansi |
| | AR(1) | 0.008 | Signifikansi |
| (1,0,1)(0,1,0) ¹² | AR(1) | 0.004 | Signifikansi |
| | SMA(12) | 0.000 | Signifikansi |

Uji Kolmogorov-Smirnov digunakan untuk uji distribusi normal, sedangkan L-Jung Box digunakan untuk uji white noise. Kriteria untuk lolos dari uji ini adalah harus memenuhi *p-value* $\alpha = 0,05$ (Komara & Sirodj, 2023).

Hasil uji distribusi normal dan white noise ditunjukkan pada Tabel 2. Dari 6 model dugaan hanya lima model sementara yang memenuhi asumsi uji white noise dan distribusi normal dikarenakan nilai *p-value* lebih dari 0,05. Dikarenakan syarat metode SARIMA harus memenuhi uji white noise dan error berdistribusi normal maka tidak bisa melanjutkan langkah berikutnya

5. Pemilihan Model Terbaik

Setelah melalui tahap diagnostic dan diperoleh lima model yang memenuhi maka dilanjutkan dengan pemilihan model terbaik dilihat berdasarkan nilai MSE terkecil dari kelima model (Syam et al., 2023), yang ditunjukkan pada Tabel 3 di bawah ini, untuk indentifikasikan model mana yang terbaik :

Tabel 2 Hasil White Noise dan Distribusi Normal

| Model | P-Value | Uji White Noise | P-Value | Uji Distribusi Normal |
|------------------------------|---------|-------------------|---------|-----------------------|
| (0,0,1)(1,1,0) ¹² | 0.485 | White Noise | 0.150 | Normal |
| (0,0,1)(0,1,0) ¹² | 0.087 | White Noise | 0.150 | Normal |
| (0,0,1)(0,1,1) ¹² | 0.576 | White Noise | 0.150 | Normal |
| (1,0,0)(1,1,0) ¹² | 0.192 | White Noise | 0.150 | Normal |
| (1,0,0)(0,1,0) ¹² | 0.026 | Tidak White Noise | 0.150 | Normal |
| (1,0,0)(0,1,1) ¹² | 0.270 | White Noise | 0.150 | Normal |

Tabel 3 Nilai MSE

| Model | MSE |
|------------------------------|---------------|
| (0,0,1)(1,1,0) ¹² | 0.00000005652 |
| (0,0,1)(0,1,0) ¹² | 0.00000006858 |
| (0,0,1)(0,1,1) ¹² | 0.00000004614 |
| (1,0,0)(1,1,0) ¹² | 0.00000005632 |
| (1,0,0)(0,1,1) ¹² | 0.00000004625 |

Berdasarkan tabel 3 model SARIMA(0,0,1)(0,1,1)¹² memiliki MSE terkecil daripada model lainnya dengan nilai MSE 0,00000004614 sehingga, model dapat dilanjutkan ke fuzzy Chen.

6. Pembentukan Himpunan Semesta

Data dari model SARIMA terbaik menghasilkan nilai minimum dan maksimum yang digunakan untuk membuat himpunan universal yakni $X_{min} = -0,0002997$ dan $X_{max} = 0,0005204$. Peneliti mengambil nilai $D_1 = 0$ dan $D_2 = 0$ maka :

$$U = [-0,0002997 - 0 ; 0,0005204 + 0]$$

sehingga semesta pembicaraan $U = [0,0002997 ; 0,0005204]$.

7. Pembentukan Interval

a. Jumlah Kelas

$$\begin{aligned} \text{Jumlah Kelas} &= 1 + 3,322(48) \\ &= 6,565 \approx 7 \end{aligned}$$

b. Panjang Interval

$$\begin{aligned} \text{Panjang Interval} &= \frac{D_{max} - D_{min}}{\text{Jumlah Interval}} \\ &= \frac{0,0005204 - (-0,0002997)}{7} = \\ &= 0,0001171 \end{aligned}$$

Setelah penentuan jumlah dan durasi pelajaran. Tabel 4 berikut menunjukkan interval yang terbentuk:

Tabel 4 Interval yang terbentuk

| Interval | FLR | Nilai Tengah |
|--------------------------------------|-----|--------------|
| $U_1 = [(-0.0002997); (-0.0001825)]$ | F1 | -0.000241 |
| $U_2 = [(-0.0001825); (-0.0000654)]$ | F2 | -0.000124 |
| $U_3 = [(-0.0000654); 0.0000518]$ | F3 | -0.000007 |
| $U_4 = [0.0000518; 0.0001689]$ | F4 | 0.000110 |
| $U_5 = [0.0001689; 0.0002861]$ | F5 | 0.000228 |
| $U_6 = [0.0002861; 0.0004032]$ | F6 | 0.000345 |
| $U_7 = [0.0004032; 0.0005204]$ | F7 | 0.000462 |

8. Menentukan Himpunan Fuzzy

Sebuah himpunan dengan item-item yang memiliki derajat keanggotaan yang berbeda-beda disebut sebagai himpunan *fuzzy* (Davvaz et al., 2021). Asumsikan u_i adalah nilai potensial dan U merupakan himpunan semesta dengan nilai $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$. Berikut ini adalah perumusan variabel linguistik A_i versus U :

$$F_i = \frac{\mu_{F_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{F_i}(u_2)}{u_2} + \frac{\mu_{F_i}(u_3)}{u_3} + \dots + \frac{\mu_{F_i}(u_n)}{u_n}$$

Hasil nilai linguistik pada tabel 5 menunjukkan tingkatan dari nilai *fuzzyfikasi* yang digunakan untuk mengkategorikan data agar lebih mudah dipahami dan lebih rinci dalam menganalisis himpunan fuzzy (Fauziah et al., 2016).

Tabel 5. Nilai Linguistik dan Fuzzifikasi

| Fuzzifikasi | Nilai Linguistik |
|-------------|------------------|
| F1 | Sangat Rendah |
| F2 | Rendah |
| F3 | Sedang Rendah |
| F4 | Sangat Rendah |
| F5 | Sedang |
| F6 | Sedang Tinggi |
| F7 | Tinggi |

9. Fuzzifikasi

Fuzzifikasi untuk memastikan nilai linguistik yang terkait dengan jumlah interval yang dibuat. Berikut ini adalah hasil fuzzifikasi dari statistik produksi padi provinsi Jawa Tengah dari Januari 2019 hingga Desember 2022:

Tabel 6. Fuzzifikasi

| No | Bulan | Produksi Padi | Fuzzifikasi |
|----|---------------|---------------|-------------|
| 1 | Januari 2020 | 169,414.70 | F6 |
| 2 | Februari 2020 | 304,307.59 | F7 |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| 34 | October 2022 | 482,644.79 | F2 |
| 35 | November 2022 | 413,458.76 | F1 |
| 36 | Desember 2022 | 250,877.97 | F3 |

10. Menentukan Fuzzy Logical Relationship (FRL)

Pada langkah sebelumnya nilai A_i telah ditentukan, di mana A_i merupakan bulan n dan A_j adalah bulan $(n+1)$ pada rangkaian waktu, digunakan untuk menentukan FLR $A_i \rightarrow A_j$ dan menyusun grup berdasarkan waktu. Hasil data FLR tentang produksi padi provinsi Jawa Tengah adalah dari Januari 2019 hingga Desember 2022 ditunjukkan pada tabel 7.

11. Menentukan Fuzzy Logical Relationship Group (FRLG)

Pengelompokan fuzzy FLRG antara kondisi saat ini dan kondisi selanjutnya. Berikut ini adalah temuan rentang untuk statistik produksi padi provinsi Jawa Tengah dari Januari 2019 hingga Desember 2022 ditunjukkan pada tabel 8.

Tabel 7 Hasil FLR

| Deret Waktu | FLR |
|----------------|---------|
| Januari 2020 | NA > F6 |
| Februari 2020 | F6 > F7 |
| Maret 2020 | F7 > F2 |
| April 2020 | F2 > F3 |
| Mei 2020 | F3 > F2 |
| Juni 2020 | F2 > F5 |
| . | . |
| . | . |
| . | . |
| Agustus 2022 | F2 > F5 |
| September 2022 | F5 > F4 |
| Oktober 2022 | F4 > F2 |
| November 2022 | F2 > F1 |
| Desember 2022 | F1 > F3 |

Tabel 8 Hasil FLRG

| Grup | FLRG |
|------|-------------------|
| 1 | F1 F1,F2,F3,F4,F6 |
| 2 | F2 F1,F3,F5 |
| 3 | F3 F1,F2,F3,F5 |
| 4 | F4 F1,F2,F3 |
| 5 | F5 F1,F3,F4 |
| 6 | F6 F1,F6,F7 |
| 7 | F7 F2 |

Berdasarkan tabel 8 hasil pengelompokan FLRG dihasilkan FLR tabel 7 dengan penulisan himpunan fuzzy yang sama akan dikelompokkan menjadi satu grup.

12. Defuzzifikasi

Nilai keanggotaan yang cocok dengan *fuzzyfikasi* dikenal sebagai *defuzzifikasi*. *Output fuzzy* dari aturan logika fuzzy dapat diubah menjadi nilai yang jelas melalui teknik *defuzzifikasi*. Berikut ini adalah hasil *defuzzifikasi* data produksi padi provinsi Jawa Tengah dari bulan Januari 2019 hingga Desember 2022:

13. Peramalan Hybrid SARIMA-Fuzzy Time Series Chen

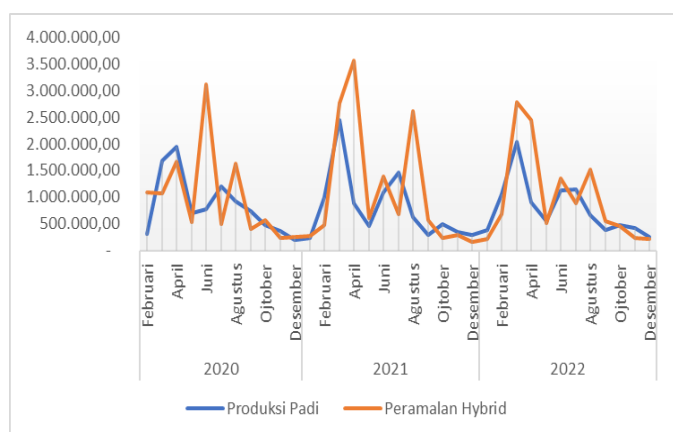
Setelah melakukan defuzzifikasi data produksi padi provinsi Jawa Tengah periode Januari 2019 hingga Desember 2022, diperoleh model pada tabel 9.

Model *Hybrid SARIMA- Fuzzy Time Series Chen* yang adalah gabungan dari model *Fuzzy Time Series Chen* dengan nilai MSE sebesar 0,0000001, dan model SARIMA(0,0,1)(0,1,1)¹².

Tabel 9 Hasil Deffuzifikasi

| | FLRG | Deffuzifikasi |
|----|----------------|---------------|
| F1 | F1,F2,F3,F4,F6 | 0.000017 |
| F2 | F1,F3,F5 | -0.000007 |
| F3 | F1,F2,F3,F5 | -0.000036 |
| F4 | F1,F2,F3 | -0.000124 |
| F5 | F1,F3,F4 | 0.000046 |
| F6 | F1,F6,F7 | 0.000188 |
| F7 | F2 | -0.000124 |

Dan nilai *peramalan produksi* padi yang didapatkan untuk bulan Januari 2023 adalah 2.748.501 ton. Berikut dibawah ini adalah visualisasi data *real* dan data *forecast* yang terlihat tidak jauh berbeda pada gambar 4.6.



Gambar 4. 6 Visualisasi data

Diskusi

Penelitian pertama oleh (Christie et al., 2022) menggunakan metode SARIMA dilakukan dengan judul Penerapan Metode SARIMA dalam Model Intervensi Fungsi Step untuk Memprediksi Jumlah Pegunjung Objek Wisata Londa hasil analisis data menunjukkan model terbaik adalah model SARIMA(1,1,0)(1,1,0)¹², orde intervensi $b=0$, $s=5$, dan $r=2$, dan nilai MAPE 4,38% nilai MAE 0,397. Dari Desember 2021 hingga Juni 2022, hasil prediksi adalah 2550, 756, 347, 515, 1585, 1287, dan 2247. Musim liburan Desember dan Juni menjanjikan peningkatan jumlah pengunjung.

Penelitian kedua oleh (Fery Andika et al., 2023) menggunakan metode Fuzzy Chens, memberikan hasil prediksi sebesar 445,5 dengan nilai MSE sebesar 40,87. Temuan studi tersebut memperkirakan jumlah pengunjung asing ke Provinsi Aceh pada bulan Agustus 2022 dengan menggunakan fuzzifikasi bulan Juli 2022. Hal ini menunjukkan peningkatan yang signifikan dibandingkan dengan bulan-bulan sebelum pandemi COVID 19.

Rahmania et al., 2023 melakukan penelitian Hibrida Fuzzy Arima-Time Series Chen pada Saham JII, dengan

menghasilkan model hibrida ARIMA (1,1,0), RMSE sebesar 1,1978, dan MAPE *Fuzzy Time Series Chen* senilai 0,101%, yang kesemuanya merupakan hasil peramalan yang sangat baik. Demikian juga penelitian oleh Sri Mayanti dkk. (2023) menggunakan Model *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) Dan *Fuzzy Time Series* (Fts) untuk Peramalan Produksi Kelapa Sawit PT. Perkebunan Nusantara II, diperoleh nilai peramalan yang dihasilkan sebesar 0,10615 ton, dan pembobot FTS sebesar 0,10615 dengan model terbaik ARIMA (6,1,4) dan RMSE yang paling minimum.

Penelitian ini berbeda dari penelitian sebelumnya karena fokus pada data produksi padi yang memiliki pola musiman dan berusaha mengatasi variasi yang tidak terstruktur sehingga dapat meningkatkan akurasi peramalan. SARIMA digunakan untuk menangani struktur musiman dan tren dalam data time series, *Fuzzy Time Series Chen* digunakan untuk menangani ketidakpastian dan variasi yang sulit dimodelkan secara ketat dengan model statistik konvensional maka penggabungan keduanya dapat menghasilkan model yang lebih baik dalam meramalkan dibandingkan dengan pendekatan yang menggunakan hanya satu dari mereka. Dengan memiliki perkiraan yang lebih akurat, pemerintah dan pemangku kepentingan lainnya dapat melakukan antisipasi yang lebih baik terhadap fluktuasi produksi padi di masa depan. Ini memungkinkan mereka untuk mengambil langkah-langkah pencegahan atau respons yang tepat, seperti penyediaan subsidi, peningkatan infrastruktur pertanian, atau implementasi program pemulihan dalam situasi di mana produksi diprediksi akan turun.

Kesimpulan dan Saran

Setelah penelitian dan pembahasan lebih lanjut, diperoleh kesimpulan berikut: Peramalan produksi padi di Jawa Tengah dengan menggunakan data pada periode Januari 2019 hingga Desember 2022, diperoleh model SARIMA(0,0,1)(0,1,1)¹² dilanjutkan dengan memperbaiki nilai kesalahannya menggunakan *fuzzy time series chen*. Hasil penelitian menunjukkan dengan menggunakan metode *Hybrid SARIMA-Fuzzy Time Series Chen* prediksi produksi padi bulan Januari 2023 sebesar 2.748.501 ton dengan MSE sebesar 0,0000001. Untuk meningkatkan akurasi model peramalan *Hybrid SARIMA Fuzzy Time Series Chen* dapat menggunakan variabel tambahan yang mempengaruhi produksi agraris, seperti data iklim yang lebih rinci, harga pasar, atau faktor ekonomi lainnya, sehingga dapat memberikan prediksi yang lebih tepat dan bermanfaat. Penelitian untuk masa mendatang disarankan untuk mengintegrasikan model *Hybrid SARIMA* dan *Fuzzy Time Series* dengan algoritma lainnya untuk membandingkan akurasi dan efektifitas peramalan.

Daftar Pustaka

- Aksan, I., & Nurfadilah, K. (2020). Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler. *JOMTA : Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 2(1), 5–10.
- Arfiana, N. M., Alisah, E., & Ismiarti, D. (2022). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Chen Orde Tinggi Pada Peramalan Hasil Penjualan (Studi Kasus: KPRI “Serba Guna” Kecamatan Selorejo Kabupaten Blitar). *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika*, 1(6), 273–282. <https://doi.org/10.18860/jrmm.v1i6.14561>.
- Arumsari, M., Tri, A., & Dani, R. (2021). Peramalan Data Runtun Waktu menggunakan Model Hybrid Time Series Regression-Autoregressive Integrated Moving Average. *Jurnal Siger Matematika*, 02(01), 1–12.
- Aulia, L., & Sulistijanti, W. (2023). Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Provinsi Bali Menggunakan Fuzzy Time Series Chen. *Seminar International Dan Call for Papers 2023 Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi - Semarang*, 134–144.
- BPS. (2022). Laporan Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Triwulan IV-2022. Diakses 1 Mei 2024 dari <https://www.bps.go.id/id/pressrelease/2024/02/05/2379/ekonomi-indonesia-triwulan-iv2023-tumbuh-5-04-persen--y-on-y.html>.
- BPS Jawa Tengah. (2023). Luas Panen dan Produksi Padi di Provinsi Jawa Tengah 2023 (Angka Sementara). Diakses 1 Mei 2024 dari <https://jateng.bps.go.id/pressrelease/2023/11/01/1458/luas-panen-dan-produksi-padi-di-provinsi-jawa-tengah-2023--angka-sementara.html>.
- BPS Kabupaten Indramayu. (2023). Hasil Pencacahan Lengkap Sensus Pertanian 2023 - Tahap I Kabupaten Indramayu. 1 Mei 2024 dari <https://indramayukab.bps.go.id/publication/2023/12/15/a7d7257247c35de2597fb4dd/hasil-pencacahan-lengkap-sensus-pertanian-2023---tahap-i-kabupaten-indramayu.html>.
- Christie, G., Hatidja, D., & Tumilaar, R. (2022). Penerapan Metode SARIMA dalam Model Intervensi Fungsi Step untuk Memprediksi Jumlah Pegunjung Objek Wisata Londa (Application of the SARIMA Method in the Step Function Intervention to Predict the Number of Visitors at Londa Tourism Object). *Jurnal Ilmiah Sains*, 22(2), 96–103. <https://doi.org/10.35799/jis.v22i2.40961>.
- Davvaz, B., Mukhlash, I., & Soleha. (2021). Himpunan Fuzzy dan Rough Sets. *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications*, 18(1), 79–94. <https://doi.org/10.12962/limits.v18i1.7705>
- Fauziah, N., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y. N. (2016). Peramalan Menggunakan Fuzzy Time Series Chen (Studi Kasus: Curah Hujan Kota Samarinda). *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 4(2), 52–61.
- Fauziyah, N., & Achmad, A. I. (2019). Model Hybrid SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) - ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) pada Data Inflasi Indonesia Tahun 2003-2018. *Seminar Penelitian Sivitas Akademika Unisba*, 5(2), 96–105.
- Fery Andika, Dayanti, S., Dewi, F., & Nurviana. (2023). Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Provinsi Aceh Menggunakan Fuzzy Time Series Chen. *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Terapan*, 20(1), 15–24. <https://doi.org/10.22487/2540766x.2023.v20.i1.16168>.
- Fortuna, H. N. D., & Oktaviarina, A. (2024). Peramalan Jumlah Produksi Padi Kabupaten Ngawi Menggunakan Metode SARIMA ARCH. *Jurnal Ilmiah Matematika (MATH UNESA)*, 12(02), 418–427.
- Hapsari, N. W., & Walid. (2021). Pemodelan ARIMAX, FFNN, Dan ARIMAX-FFNN Untuk Peramalan Produksi Padi Provinsi Jawa Tengah. *Unnes Journal of Mathematics*, 10(2), 12–21. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>.
- Hasan, I. K., & Djakaria, I. (2021). Perbandingan Model Hybrid ARIMA-NN dan Hybrid ARIMA-GARCH untuk Peramalan Data Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 5(2), 155–165.
- Hayatunnufus, A., Purnamasari, I., & Prangga, S. (2021). Peramalan Menggunakan Fuzzy Time Series Berbasis Algoritma Novel. *Statistika Universitas Islami Bandung*, 21(2), 137–149.
- Herdiyanti, H., Sulistyono, E., & Purwono. (2021). Pertumbuhan dan Produksi Beberapa Varietas Padi (*Oryza sativa* L.) pada Berbagai Interval Irigasi. *Jurnal Agronomi Indonesia (Indonesian Journal of Agronomy)*, 49(2), 129–135. <https://doi.org/10.24831/jai.v49i2.36558>.
- Komara, L. N., & Sirodj, D. A. N. (2023). Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk Meramalkan Produksi Padi di Provinsi Jawa Tengah. *Bandung Conference Series: Statistics*, 3(2), 496–504. <https://doi.org/10.29313/bcss.v3i2.8442>.
- Lestari, I. G. A. M., Sumarjaya, I. W., & Widana, I. N. (2021). Peramalan Produksi Padi Di Kabupaten Badung, Gianyar, Dan Tabanan Dengan Metode

- Vector Autoregression (VAR). *E-Jurnal Matematika*, 10(1), 32–40. <https://doi.org/10.24843/mtk.2021.v10i01.p317>
- Marita, L., Arief, M., Andriani, N., & Wildan, M. A. (2021). Strategi Peningkatan Kesejahteraan Petani Indonesia, Review Manajemen Strategis. *Agriekonomika*, 10(1), 1–18. <https://doi.org/10.21107/agriekonomika.v10i1.9391>.
- Mayanti, U. S., Darnius, O., & Sitepu, I. (2023). Model Hibrida Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Dan Fuzzy Time Series (FTS) Untuk Peramalan Produksi Kelapa Sawit PT. Perkebunan Nusantara II. *Cartesius: Jurnal Pendidikan Matematika*, 6(2), 33–40.
- Muhammad, M., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M. (2021). Peramalan Nilai Tukar Petani Subsektor Peternakan Menggunakan Fuzzy Time Series Lee. *Jambura Journal of Mathematics*, 3(1), 1–15. <https://doi.org/10.34312/jjom.v3i1.5940>.
- Mulyawati, S. N. E., & Kartikasari, M. D. (2024). Efektivitas Metode Hibrida ARIMA-MLP untuk Peramalan Nilai Tukar Petani. *Jambura Journal of Mathematics*, 6(1), 92–101. <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i1.23944>.
- Nababan, D., & Alexander, E. (2020). Implementasi Metode Fuzzy Time Series Dengan Model Algoritma Chen Untuk Memprediksi Harga Emas. *Jurnal Teknik Informatika*, 13(1), 71–78.
- Nofinda Lestari, & Nuri Wahyuningsih. (2012). Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA (Studi kasus : Kusuma Agrowisata). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 1(1), 29–33. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v1i1.1010>.
- Pratiwi, D. (2013). Perencanaan Produksi Menggunakan Model ARIMA dan Pengendalian Persediaan Menggunakan Program Dinamik untuk Meminimumkan Total Biaya (Studi Kasus: Produksi Amplang UD. Usaha Devi) Production Planning using ARIMA Model and Inventory Controlling using Dynamic Program for Minimizing Total Cost (Case Study: Production of Amplang in UD. Usaha Devi). *Jurnal Eksponensial*, 4(1), 25–32.
- Rachmawati, A. K., & Miasary, S. D. (2020). Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Covid19 Provinsi Jawa Tengah dengan Metode ARIMA. *Zeta - Math Journal*, 6(1), 11–16. <https://doi.org/10.31102/zeta.2021.6.1.11-16>.
- Rahmania, A. R., Sulandari, W., & Slamet, I. (2023). Penerapan Model Hibrida Arima-Runtun Waktu Fuzzy Chen pada Saham JII. *Prosding Seminar Pendidikan Matematika Dan Matematika*, 7, 1–8.
- 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>.
- Sugumonrong, D. P., Handinata, A., & Tehja, A. (2019). Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Algoritma Chen. *Informatics Engineering Research And Technology*, 1(1), 48–54.
- Suseno, & Wibowo, S. (2023). Penerapan Metode ARIMA dan SARIMA Pada Peralaman Penjualan Telur Ayam Pada PT Agromix Lestari Group. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, 2(1), 33–40.
- Syam, R., Sanusi, W., Abdy, M., & Farhan, M. (2023). Penerapan Model ARIMA terhadap Kebutuhan Jumlah Vaksin Booster COVID-19 di Provinsi Sulawesi Selatan. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 5(1), 39–45. <https://doi.org/10.31605/jomta.v5i1.2751>.
- Tentoea, A. P., & Rejekiingsih, T. W. (2013). Analisis Produksi Padi di Kabupaten Kendal (Studi Kasus Kecamatan Limbangan Kabupaten Kendal). *Diponegoro Journal Of Economics*, 2(3), 1–9. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/jme>.
- Virgianti, V., Martha, S., & Imro'ah Intisari, N. (2021). Penerapan Fuzzy Time Series Chen Averaged Based Pada Peramalan Curah Hujan. *Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, 10(4), 485–494.
- Vivianti, Aidid, M. K., & Nusrang, M. (2020). Implementasi Metode Fuzzy Time Series untuk Peramalan Jumlah Pengunjung di Benteng Fort Rotterdam. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 2(1), 1–12. <https://doi.org/10.35580/variansiunm12895>.
- Widyaningrum, T., Prastiwinarti, W., & Muryeti. (2022). Penerapan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Terhadap Peramalan Permintaan Box Blender Di Pt Z. *Prosding Seminar Nasional Tetamekraf*, 1(2), 399–405.
- Yulianto, S., & Najib, A. J. (2019). Perbandingan Metode Sarima Dan Metode Transfer Pada Produksi Padi Di Kabupaten Kendal. *Seminar Nasional Official Statistic 2019: Pengembangan Official Statistics Dalam Mendukung Implementasi SDG's*, 582–590.
- Yusuf, R. A. M., & Yanti, T. S. (2021). Perbandingan Metode Seasonal Autoregressive Integreted Moving Average (SARIMA) dan Metode Fuzzy Time Series untuk Model Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Bali. *Seminar Penelitian Sivitas Akademika Unisba*, 7(2), 597–605. <https://doi.org/10.29313/v0i0.29204>.

Zeidi, A., Kusnandar, D., & Debataraaja, N. N. (2023).
Perbandingan Averaged Based Dan Strurges Pada
Fuzzy Time Series Chen Untuk Peramalan Harga
Saham. *Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya
(Bimaster)*, 12(1), 43–52.