

MODEL *HYBRID* UNTUK PREDIKSI JUMLAH PENDUDUK YANG HIDUP DALAM KEMISKINAN

Toni Wijanarko Adi Putra^{*1}, Solikhin², M. Zakki Abdillah³

¹Universitas Sains dan Teknologi Komputer, Semarang

²Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Himasya, Semarang

³Universitas Nasional Karangturi, Semarang

Email: ¹t.wijanarko@gmail.com, ²solikhin@stmik-himsya.ac.id, ³m.zakki.abdillah@gmail.com

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 15 Juli 2023, diterima untuk diterbitkan: 28 November 2023)

Abstrak

Kemiskinan merupakan permasalahan global yang saling berkaitan dengan permasalahan sosial lainnya. Sebagian besar negara berkembang di dunia pasti mengalami hal tersebut dan berusaha mencari solusi untuk mengentaskan kemiskinan, seperti yang terjadi di provinsi Jawa Tengah, Indonesia. Kemiskinan di Jawa Tengah mengalami fluktuasi selama lima tahun terakhir. Secara spesifik, menurut data Badan Pusat Statistik, jumlah penduduk miskin pada tahun 2018, 2019, 2020, 2021, dan 2022 sebanyak 3.897,20 ribu, 3.743,23 ribu, 3.980,90 ribu, 4.109,75 ribu, dan 3.831,44 ribu jiwa. Tinjauan terhadap naik turunnya kemiskinan pada tahun-tahun mendatang sangatlah penting. Untuk memerangi kemiskinan secara efektif, tidak hanya memahami penyebab kemiskinan tetapi memprediksi kemiskinan juga sangatlah penting. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi garis kemiskinan, jumlah penduduk miskin, dan persentase penduduk miskin di Jawa Tengah. Penelitian ini mengusulkan model peramalan *hybrid* untuk memperkirakan perubahan kemiskinan di Jawa Tengah. Di sini kami mengintegrasikan teknik statistik Holt-Winter *triple exponential smoothing* ke dalam *fuzzy time series* dengan pendekatan algoritma *rate of change*. Hasil uji kesalahan prediksi dengan metode *Mean Absolute Percentage Error* sangat kecil yaitu: garis kemiskinan sebesar 0,003%, jumlah penduduk miskin sebesar 0,005%, dan persentase penduduk miskin sebesar 0,004%. Temuan penelitian ini diyakini akan membantu pembuat kebijakan dalam mengembangkan strategi efektif untuk memerangi kemiskinan. Pengetahuan ini dapat menjadi dasar pengambilan keputusan alokasi sumber daya bagi pemerintah daerah dan pusat serta pembuat kebijakan.

Kata kunci: *Fuzzy Time Series, Kemiskinan, Peramalan, Rate of Change, Triple Exponential Smoothing*

A HYBRID MODEL FOR THE PREDICTION OF THE NUMBER OF POPULATIONS LIVING IN POVERTY

Abstract

Poverty is a global problem that is interconnected with other social problems. Most developing countries in the world certainly experience this and are trying to find solutions to alleviate poverty, as is the case in the province of Central Java, Indonesia. Poverty in Central Java has fluctuated over the last five years. Specifically, according to data from the Central Statistics Agency, the number of poor people in 2018, 2019, 2020, 2021, and 2022 is 3,897.20 thousand, 3,743.23 thousand, 3,980.90 thousand, 4,109.75 thousand, and 3,831.44 thousand people. A review of the rise and fall of poverty in the coming years is very important. To fight poverty effectively, not only understanding the causes of poverty but also predicting poverty is essential. The aim of this research is to predict the poverty line, number of poor people, and percentage of poor people in Central Java. This research proposes a hybrid forecasting model to estimate changes in poverty in Central Java. Here we integrate Holt-Winter's triple exponential smoothing statistical technique into fuzzy time series with a rate of change algorithm approach. The prediction error test results using the Mean Absolute Percentage Error method are very small, namely: the poverty line is 0.003%, the number of poor people is 0.005%, and the percentage of poor people is 0.004%. It is believed that the findings of this research will assist policymakers in developing effective strategies to combat poverty. This knowledge can be the basis for resource allocation decisions for local and central governments and policymakers.

Keywords: *Fuzzy Time Series, Poverty, Forecasting, Rate of Change, Triple Exponential Smoothing*

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan permasalahan sosial yang terus-menerus menimbulkan tantangan besar terhadap pembangunan dan kesejahteraan suatu negara. Kemiskinan adalah permasalahan yang rumit dengan berbagai ketergantungan (Sofa dan Wicks, 2017). Mayoritas negara berkembang di dunia berjuang melawan kemiskinan. Indonesia sebagai negara berkembang masih terus berupaya mencari solusi atas persoalan kemiskinan bagi rakyatnya.

Ukuran kemajuan suatu negara dapat diketahui dengan melihat penurunan angka kemiskinan penduduknya (Hakim, 2018). Jika kemiskinan dan kemakmuran tidak seimbang, kemiskinan akan menyebar dan menjadi isu (Sari, 2016). Firmansyah dkk. (2023), mengkaji implementasi ideal belanja daerah untuk mengentaskan kemiskinan di Kabupaten Kebumen.

Untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat di mana pun, negara-negara di seluruh dunia telah menjanjikan dukungan mereka terhadap serangkaian tujuan yang dikenal sebagai Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (TPB) / *Sustainable Development Goals* (SDGs). Salah satu TPB/SDGs adalah Tanpa Kemiskinan (Bappeda Jateng, 2023).

Kemiskinan masih melanda negeri ini dan telah lama menjadi masalah setiap wilayah di Indonesia tidak terkecuali di Jawa Tengah. Karena masalah kemiskinan sering menjadi perhatian, maka orang mencari mekanisme penanggulangan dalam upaya untuk mengurangnya.

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS Jateng, 2022), jumlah penduduk yang hidup dalam kemiskinan di Jawa Tengah mengalami naik turun selama lima tahun terakhir, yakni pada tahun 2018 sebanyak 3 897.20 ribu orang, tahun 2019 sebanyak 3 743.23 ribu orang, Tahun 2020 sebanyak 3 980,90 ribu orang, 4 109.75 ribu orang di tahun 2021, dan pada tahun 2022 berjumlah 3 831.44 ribu orang.

Untuk menentukan naik atau turunnya jumlah penduduk miskin dalam beberapa tahun ke depan, pihak-pihak yang berkompeten harus memecahkan masalah klasik ini.

Agar pergerakan data historis dapat digunakan untuk menilai pergerakan tren, diperlukan prediksi untuk memastikan apakah akan terjadi peningkatan atau penurunan jumlah penduduk miskin selama beberapa tahun ke depan.

Kami sangat tertarik menggunakan informasi ini untuk membuat prediksi berdasarkan isu atau masalah yang disebutkan di atas sebagai rumusan masalah yang paling mendasar, yaitu; bagaimana ramalan dibuat terkait fluktuasi jumlah penduduk miskin di Jawa Tengah menggunakan konsep model *forecasting hybrid*?

Untuk perencanaan dan strategi, membuat perkiraan tentang masa depan sangatlah penting. Hal ini dapat dilakukan dengan menganalisis secara menyeluruh dan realistis informasi baru yang timbul dari masa lampau hingga masa kini dalam bentuk

time series. Dengan demikian pengambilan keputusan oleh manajemen yang lebih efektif dapat tercapai.

Untuk analisis *time series*, beberapa teknik model peramalan baru-baru ini telah diusulkan dalam literatur populer.

1.1. Tentang data *time series*

Data *time series* memberikan wawasan tentang pola mendasar dan kualitas yang melekat pada proses atau sistem tertentu (Wang dkk., 2023). Tujuan peramalan *time series* adalah memanfaatkan data dari observasi *time series* masa lalu untuk membuat prediksi tentang fluktuasi di masa depan (Zhu dkk., 2023). Hal ini menghadirkan tantangan berat di berbagai bidang, termasuk keuangan (Gajamannage dkk., 2023). Pada tahun 2023, Jiang dkk. (2023) melakukan penelitian pada bidang ilmu ekonomi. Demikian pula, Jaiswal dkk. (2022) dan Jiang et al., (2022) yang berfokus pada kajian pertanian. Costa dkk. (2021), Kushwah dan Wadhvani (2022) dan Tatinati dkk. (2020) mengeksplorasi topik energi. Di bidang biosains, Sudarshan dkk. (2021) melakukan penelitian. Terakhir, Mircetic dkk. (2022) dan Zhao dkk. (2022) berkontribusi pada bidang teknik. Dengan demikian, adanya ambiguitas dan ketidaktepatan dalam data *time series* memperburuk tantangan yang terkait dengan kesalahan prediksi dan peramalan. Banyak metodologi peramalan *time series* telah diusulkan, termasuk penggunaan teori himpunan *fuzzy*. Hal ini terutama disebabkan oleh kemampuan beradaptasi yang melekat pada teori himpunan *fuzzy* dalam menangani data yang bercirikan ambiguitas secara efektif (Carvalho dkk., 2023). Model peramalan *fuzzy time series* (FTS) menjadi semakin menonjol sebagai pendekatan khusus dalam metodologi ini.

Untuk model peramalan FTS, tidak ada asumsi yang harus dibuat. Di sisi lain, karena ketidakpastian yang dikandungnya, sebagian besar *time series* yang diamati dalam kehidupan nyata harus diselidiki menggunakan model yang berkaitan dengan teori himpunan *fuzzy*. Dalam sistem berdasarkan teori himpunan *fuzzy*, ketidakpastian dimodelkan menggunakan nilai keanggotaan. Nilai keanggotaan diturunkan dari input model menggunakan fungsi keanggotaan.

Teknik berdasarkan teori himpunan *fuzzy* menggunakan nilai keanggotaan yang berasal dari data mentah untuk memodelkan ketidakpastian yang ada dalam data, daripada menggunakan data mentah itu sendiri. Metode berbasis logika *fuzzy* memiliki keunggulan signifikan dibandingkan metode lain seperti jaringan saraf, karena dapat memodelkan ketidakpastian menggunakan nilai keanggotaan. Karena sifat dari metodologi ini, pendekatan berbasis logika *fuzzy* dapat bekerja lebih baik daripada metode komputasi lunak lainnya seperti jaringan syaraf tiruan ketika berhadapan dengan ketidakpastian.

1.2. Karya terkait FTS

Sebagian besar penelitian (Song dan Chissom, 1993) membuat referensi pertama untuk pendekatan *fuzzy time series* (FTS) dalam literatur, yang didasarkan pada teori himpunan *fuzzy* (Zadeh dkk., 1996). Sebagian besar studi dalam literatur adalah metode yang dibuat untuk memecahkan *time-invariant* FTS, yang (Song dan Chissom, 1993), (Song dan Chissom, 1994) diklasifikasikan menjadi dua kategori: *time-variant* dan *time-invariant*.

Jiang dkk. (2020) memperkirakan banyaknya turis yang akan memasuki China di masa depan menggunakan FTS dan algoritme pengoptimalan yang canggih. Rubio dkk. (2017) mengusulkan algoritme *time series* tren *fuzzy* berbobot baru yang dapat meningkatkan akurasi prediksi indeks saham.

Dalam FTS, penentuan jarak interval yang tepat dapat meningkatkan hasil akurasi prediksi yang lebih baik (Christyawan dkk., 2018), (Solikhin dan Yudatama, 2019). Studi lain mengungkapkan bahwa panjang interval efektif berpengaruh terhadap kuantitas himpunan *fuzzy* yang dihasilkan (Singh, 2017), (Chen dan Phuong, 2017), dan juga dapat berpengaruh terhadap konstruksi relasi *fuzzy* (Chen dan Chen, 2014), (Cheng dkk., 2015), (Cheng dkk., 2016), (del Campo dkk., 2017).

Penelitian lain (Stevenson dan Porter, 1972), (Garg dkk., 2012), (Solikhin dkk., 2021), (Solikhin dkk., 2022), dan (Harmadji dkk., 2023) mengusulkan penggunaan persentase perubahan tahun ke tahun sebagai *universe of discourse* dalam FTS. Strategi yang dikemukakan Jilani dkk. (2007) didasarkan pada partisi data pendaftaran masa lalu berdasarkan kepadatan frekuensi. Teknik yang disarankan adalah varian waktu, teknik urutan ke-k. Dibandingkan cara yang dilakukan saat ini, metode yang disarankan dapat memprediksi pendaftaran dengan lebih akurat.

1.3. Karya terkait *Triple Exponential Smoothing*

Penerapan *triple exponential smoothing* (TES) untuk meramalkan jumlah penduduk miskin (Jana, 2016). Hartomo dkk. (2020) memprediksi indeks kemiskinan dengan menggunakan TES: Brown's One - Parameter *Quadratic*. Makatjane dan Moroke (2016) melakukan studi perbandingan Holt-Winter TES dan *Seasonal ARIMA* (SARIMA). Penilaian ekstra terhadap kedua model tersebut ditemukan bahwa Holt-Winter memiliki daya prediksi yang lebih besar dibandingkan SARIMA.

1.4. Model yang diusulkan

Studi ini kami mengusulkan pendekatan model peramalan *hybrid* untuk menangani masalah *forecasting*. Metode yang diusulkan mengintegrasikan informasi dari berbagai perspektif.

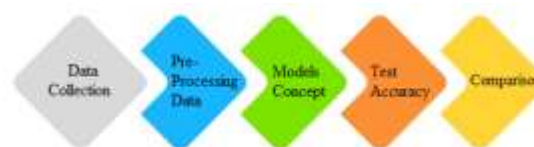
Kami menghitung dan memprediksi kemiskinan di Jawa Tengah menggunakan FTS dan pendekatan algoritme *Rate of Change* (RoC) yang

digabungkan dengan teknik statistik Holt-Winter TES. Dalam hal ini, Holt-Winter TES digunakan untuk meramalkan era yang akan datang. Hasil Holt-Winter TES akan diintegrasikan ke dalam proses prediksi FTS.

Kami mengadopsi dan memodifikasi prosedur diskritisasi kejadian yang diusulkan oleh Stevenson dan Porter (1972), Jilani dkk. (2007), Garg dkk. (2012), Solikhin dkk. (2021 dan 2022), dan Harmadji dkk. (2023). Terutama dalam melakukan diskritisasi peristiwa *time series* dalam kaitannya dengan data RoC dan mendefinisikan semesta wacana tentang RoC tersebut. Selanjutnya diterapkan konsep distribusi berdasarkan hasil partisi dari masing-masing frekuensi pada setiap interval, sehingga interval mendapatkan bobot berdasarkan kuantitas frekuensi RoC yang ada. Berikutnya dilakukan penghitungan nilai tengah, dan dilanjutkan dengan melakukan fuzzifikasi pada nilai tengah menggunakan persamaan *triangular membership function* (Jilani dkk., 2007). Terakhir, nilai perkiraan dihasilkan menggunakan prediksi RoC (FRoC).

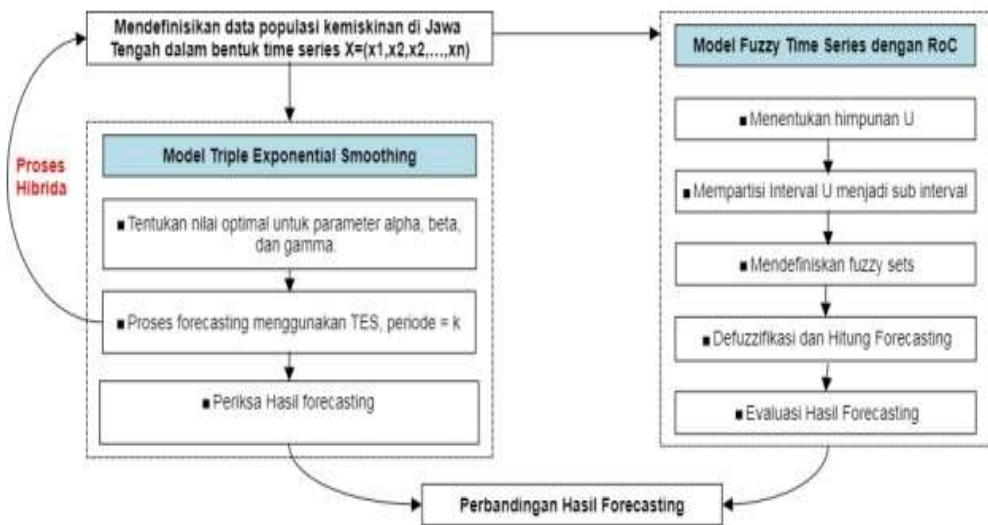
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini melibatkan beberapa tahapan, antara lain pengumpulan data, pra-prosesing data, penerapan model prediksi, pengujian akurasi, dan perbandingan, seperti Gambar 1.



Gambar 1. Prosedur Riset

- a. **Data Collection**; proses mengumpulkan data arsip digital dari publikasi resmi BPS Jawa Tengah. Riset ini berfokus pada data kemiskinan yaitu; GK, JPM, dan PPM tahun 2002-2022.
- b. **Pre-processing data**; data dalam format *xlsx* diproses untuk menghilangkan *missing value*, kemudian struktur kolom data *sheet* diubah seperlunya, data diubah menjadi tipe numerik, dan data diuji stasioneritasnya untuk menjamin tidak ada penambahan atau pengurangan data.
- c. **Model**; model yang diusulkan diimplementasikan yaitu konsep teknik peramalan *hybrid*. Gambar 2 menggambarkan beberapa fase dari prosedur model prediksi *hybrid* ini.
- d. **Test accuracy**; tahap ini dilakukan untuk memastikan performa model peramalan *hybrid* yang diusulkan akurat atau tidak akurat menggunakan metode MAPE.
- e. **Comparison**; pada tahap ini dilakukan perbandingan.



Gambar 2. Proses Model Hybrid

2.1. Mendefinisikan data Jumlah Kemiskinan dalam bentuk deret waktu $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$

Kami menggunakan data kuantitatif dari tahun 2002 hingga 2022 untuk melacak perkembangan penduduk dengan GK (Rp/kapita/bln), JPM (ribu jiwa), dan PPM (persen) di Jawa Tengah.

Data sekunder disusun dengan menggunakan informasi yang dikumpulkan dari sumber resmi dan diolah serta dipublikasikan dengan ketentuan pemerintah yaitu Badan Pusat Statistik (BPS Jawa Tengah, 2022) yang dapat diakses melalui *website* resmi pada <https://jateng.bps.go.id/>.

Dengan demikian, kami menegaskan validitas dan reliabilitas data sekunder yang dikumpulkan dari sumber resmi BPS Jawa Tengah (2022) untuk keperluan penelitian ini.

Pada penelitian ini, data *time series* untuk GK adalah $X = \{106438, 119403, 126651, 130013, 142337, \dots, 438833\}$. Untuk JPM adalah $X = \{7308, 6979.80, 6843.80, 6533.50, 7100.60, \dots, 3831.44\}$. Untuk PPM adalah $X = \{23.06, 21.78, 21.11, 20.49, 22.19, \dots, 10.93\}$.

2.2. Triple Exponential Smoothing

Langkah 1: Tentukan parameter optimal untuk α , β , dan γ (Holt, 2004).

Parameter α , β , dan γ adalah konstanta yang diberikan *user* dan biasanya harus disetel berdasarkan data historis. Untuk menganalisa nilai optimal α , β , dan γ kami menggunakan *solver*, ditunjukkan pada Tabel 3.

Langkah 2: Proses Prediksi

Prosedur estimasi menggunakan teknik statistik yang dikenal sebagai TES (Holt, 2004), sebagaimana ditentukan dalam persamaan (1), ..., (11).

$$L_t = \alpha(Y_t/S_{t-m}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

$$S_t = \gamma(Y_t/L_t) + (1 - \gamma)S_{t-m} \quad (3)$$

$$F_{t+k} = (L_t + k * T_t) * S_{t-m+k} \quad (4)$$

dimana L adalah estimasi level yang dipengaruhi oleh kuantitas α , T adalah estimasi tren yang dipengaruhi oleh kuantitas β , S adalah estimasi musiman yang dipengaruhi oleh kuantitas γ , F menunjukkan nilai ramalan untuk periode masa depan, dan angka k mewakili jumlah periode waktu ke depan dalam peramalan (Holt, 2004). Ketika $M = 4$ (Kuartalan):

$$S_1 = \frac{Y_1}{\text{average}(Y_1, Y_2, Y_3, Y_4)}; \quad (5)$$

$$S_2 = \frac{Y_2}{\text{average}(Y_1, Y_2, Y_3, Y_4)}; \quad (6)$$

$$S_3 = \frac{Y_3}{\text{average}(Y_1, Y_2, Y_3, Y_4)}; \quad (7)$$

$$S_4 = \frac{Y_4}{\text{average}(Y_1, Y_2, Y_3, Y_4)} \quad (8)$$

$$L_5 = Y_5/S_1 \quad (9)$$

$$T_5 = \frac{Y_5}{S_1} - \frac{Y_4}{S_4} \quad (10)$$

Gunakan persamaan (11) untuk nilai musiman:

$$S_5 = \gamma(Y_5/L_5) + (1 - \gamma)S_{5-4} \quad (11)$$

2.3. Proses Model Hybrid

Proses prediksi menggunakan model *hybrid* ini sebagai model kombinasi/gabungan untuk

peramalan periode $t+k$ digunakan teknik statistik Holt-Winter TES untuk menghasilkan data peramalan yang akan digunakan sebagai data aktual dalam proses prediksi dengan menggunakan pendekatan algoritme RoC pada metode FTS untuk periode peramalan $t+k$, seperti yang diberikan dalam persamaan (4).

Langkah 3: Periksa Hasil Prediksi

Model MAPE digunakan untuk mengevaluasi kinerja berbagai model prediksi, termasuk model peramalan musiman dalam eksperimen ini. Dengan nilai MAPE yang lebih kecil, dimungkinkan untuk menemukan model peramalan yang lebih baik (Chang dkk., 2007), seperti yang ditunjukkan masing-masing dalam persamaan 12 dan 13.

$$PE_i = \left| \frac{x_i - F_i}{x_i} \right| \times 100\% \quad (12)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE_i| \quad (13)$$

Agar terhindar dari berbagai problematik dalam mengartikan ukuran akurasi relatif terhadap besarnya nilai prediksi, maka diperlukan signifikansi dalam prediksi menggunakan metode MAPE (Lewis, 1982), (Chang dkk., 2007), seperti ditunjukkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. MAPE sebagai signifikansi prediksi

MAPE	Signifikansi
< 10%	sangat baik
10 – 20%	baik
20 – 50%	cukup
> 50%	buruk

2.4. Fuzzy Time Series menggunakan Model Rate of Change

Langkah 1: Definisikan himpunan U.

Pada saat mengamati algoritme ini, RoC dari waktu t ke waktu $t + 1$ sebagai himpunan yang akan digunakan. RoC dari data *time series* dihitung dengan persamaan (14) saat menggunakan teknik diskritisasi.

$$RoC_{(t+1)} = \frac{(X_{(t+1)} - X_{(t)})}{X_{(t)}} \times 100 \quad (14)$$

dimana $X(t + 1)$ menunjukkan nilai ketika indeks $t + 1$ dan $X(t)$ masing-masing menunjukkan nilai aktual waktu indeks t . RoC singkatan dari *Rate of Change*. Sesuai dengan tingkat perubahan, tentukan level terendah (LL) dan level tertinggi (HL). U dapat dihitung dengan bantuan persamaan (15).

$$U = [LL - D_1, HL + D_2] \quad (15)$$

dimana D_1 dan D_2 adalah bilangan bulat yang digunakan untuk membantu menjelaskan himpunan semesta, yang dilambangkan dengan simbol U.

Untuk GK, ditentukan bahwa nilai LL dari data RoC adalah 0,05 dan HL adalah 18,02, di mana D_1 adalah -0,05, dan D_2 adalah 0,98.

LL = -12.44 dan HL = 8.68 diperoleh untuk JPM, dengan $D_1 = -0.56$ dan $D_2 = 0.32$. Untuk PPM memiliki LL = -12.99 dan HL = 10.00, dimana D_1 adalah -1.01, dan $D_2 = 1.00$.

Dengan demikian, definisi U untuk GK adalah {0.00, 19.00}, JPM adalah {-13.00, 9.00}, dan untuk PPM adalah {-14.00, 11.00} seperti pada Tabel 7. Dengan menggunakan persamaan (16), hitung banyak kelas interval (Sturges, 1926).

$$M = 1 + 3,3 * \log(n) \quad (16)$$

Jumlah interval adalah M, dan jumlah data RoC yang terjadi adalah n. Karena faktor yang sama, terdapat 24 titik data RoC pada setiap kasus (GK, JPM, dan PPM). Jumlah interval dapat dilihat pada Tabel 6.

$$M = 1 + 3,3 * \log(24) \\ M = 5.55 \approx 6$$

Kemudian persamaan (17) digunakan untuk menentukan panjang interval yang sama antara dua titik.

$$L = \frac{HL - LL}{M} \quad (17)$$

Panjang interval untuk kasus GK adalah $L = (19.00 - 0.00)/6 = 3.17$. Kasus JPM, panjang intervalnya adalah $L = (9.00 - (-13.00))/6 = 3.67$. Panjang interval pada kasus PPM adalah $L = (11.00 - (-14.00))/6 = 4.17$. Jadi, hasil teknik tersebut memberikan panjang interval yang sama, ditunjukkan pada Tabel 6.

Langkah 2: Berdasarkan frekuensinya, lakukan partisi interval pada himpunan U menjadi beberapa interval, dengan cara:

- Tentukan frekuensi dengan cara menghitung jumlah RoC yang sesuai pada setiap interval; berdasarkan frekuensi, bagi interval menjadi beberapa sub-interval. Jika nilai frekuensi antara nol dan satu, maka intervalnya konstan/tetap, atau intervalnya tidak dipecah menjadi sub-interval tergantung pada nilai-nilai frekuensinya. Secara khusus, kami mengadopsi dan memodifikasi usulan (Stevenson dan Porter, 1972), (Garg dkk, 2012), (Solikhin dkk., 2021), (Solikhin dkk., 2022), (Harmadji dkk., 2023) dan (Jilani dkk., 2007).
- Teknik yang sama dilakukan untuk pembagian periode selanjutnya.

Langkah 3: Mendefinisikan himpunan *fuzzy* secara detil (fuzzifikasi).

Himpunan *fuzzy* yang didefinisikan oleh interval terbagi menjadi sub-interval dan fuzzifikasi RoC digunakan untuk membangun setiap himpunan

fuzzy x_i . Misalnya, himpunan fuzzy x_i merepresentasikan perubahan nilai linguistik RoC dari waktu ke waktu yang diwujudkan dalam himpunan fuzzy. Untuk mengestimasi nilai prediksi RoC, hitung titik tengah interval yang dihasilkan menggunakan fungsi keanggotaan segitiga (Jilani dkk., 2007), seperti pada persamaan (18).

$$FRoC = \begin{cases} \frac{1+0.5}{\frac{1}{a_1} + \frac{0.5}{a_2}}, & \text{if } j = 1, \\ \frac{0.5+1+0.5}{\frac{0.5}{a_{j-1}} + \frac{1}{a_j} + \frac{0.5}{a_{j+1}}}, & \text{if } 2 \leq j \leq n-2, \\ \frac{0.5+1}{\frac{0.5}{a_{n-1}} + \frac{1}{a_n}}, & \text{if } j = n. \end{cases} \quad (18)$$

Langkah 4: Defuzzify data dan perkiraan nilainya. Data peramalan $F(t)$ dihitung berdasarkan hasil peramalan RoC (FRoC). Nilai $F(t)$ ditentukan dengan persamaan (19).

$$F(t) = \left(\frac{FRoC}{100} * x_{t-1} \right) + x_{t-1} \quad (19)$$

Dalam hal ini, $X_{(t-1)}$ merepresentasikan data riil hingga waktu $t-1$.

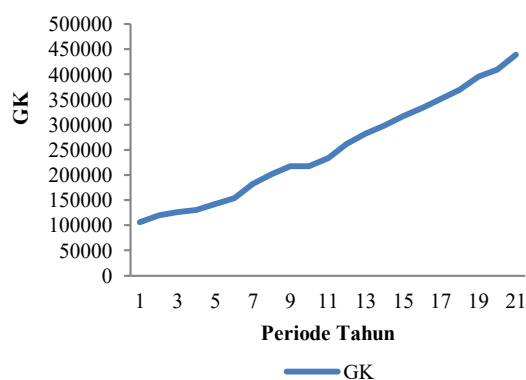
Langkah 5: Hitung kesalahan rata-rata yang terkait dengan prediksi, seperti yang diberikan pada persamaan (12) dan (13).

2.5. Perbandingan Hasil Prediksi

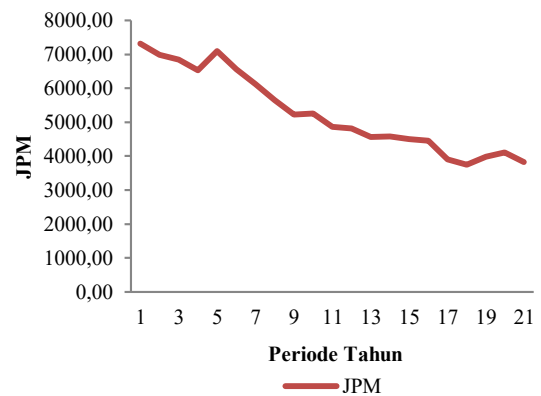
Bagian ini dilakukan perbandingan berdasarkan pemeriksaan hasil ramalan pada setiap model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

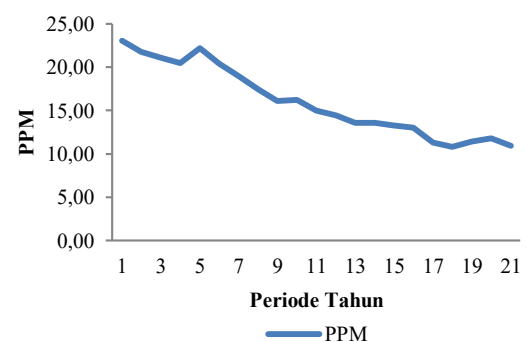
Histori data kemiskinan di Jawa Tengah dari tahun 2002 hingga tahun 2022 digunakan dalam investigasi ini. Untuk melihat pola data yang digunakan dalam penelitian, data disajikan terlebih dahulu secara grafis pada Gambar 2a, 2b, dan 2c. Temuan kami didasarkan pada histori data tahunan kemiskinan di Jawa Tengah yang meliputi GK, JPM, dan PPM (BPS Jateng, 2022) dengan konsentrasi pengamatan ini untuk perkiraan periode waktu berikutnya.



Gambar 2a. Data Aktual GK



Gambar 2b. Data Aktual JPM



Gambar 2c. Data Aktual Persentase Penduduk Miskin

Untuk peramalan periode waktu berikutnya, kami menggunakan model FTS dengan algoritme RoC yang terintegrasi dengan model Holt-Winter TES.

3.1 Hasil Model Triple Exponential Smoothing

Sebagai hasil dari penemuan ini, parameter α , β , dan γ yang ideal ditentukan. Holt (2004) mengatakan bahwa ada tiga parameter yang mengontrol pemulusan relatif dari pengamatan yang baru dibuat: γ mengontrol pemulusan relatif dari pengamatan yang baru dibuat untuk memperkirakan kemunculan elemen musiman; β mengontrol pemulusan relatif dari pengamatan yang baru dibuat untuk memperkirakan kemunculan elemen tren; dan α mengontrol pemulusan relatif dari pengamatan yang baru dibuat untuk memperkirakan kemunculan elemen tren.

Makridakis dkk. (2008) mengatakan bahwa nilai variabel α , β , dan γ , yang memiliki nilai antara 0 dan 1, dipilih acak atau dengan meminimalkan nilai kesalahan estimasi.

Tiga konstanta pemulusan digunakan dalam teknik TES. Pemulusan relatif pengamatan dikendalikan oleh parameter α , yang datang lebih dulu. Kedua, parameter β yang mengatur pemulusan relatif dari pengamatan terbaru untuk mengukur pembentukan komponen tren atau kecenderungan. Ketiga, parameter γ mengatur pemulusan relatif dari pengamatan terbaru untuk menyimpulkan kejadian

komponen musiman. *Trial and error* digunakan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi nilai α , β , dan γ guna mengurangi nilai *error* hasil peramalan pada data pengujian. Perbedaan parameter α , β , dan γ yang dipergunakan dalam observasi ini, seperti ditampilkan pada Tabel 3.

Pada Tabel 3, model TES dengan nilai optimal α , β , dan γ berdasarkan nilai rerata dari kuantitas kesalahan kuadrat atau *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang merupakan indikator perkembangan penduduk miskin (GK, JPM, dan PPM) di Jawa Tengah. Persamaan (20) untuk menghitung RMSE.

$$RMSE = \sqrt{1/n \{ \sum_{i=1}^n (A_i - F_i)^2 \}} \quad (20)$$

Tabel 3. Hasil Nilai Optimal, Alpha, Beta, Gamma, RMSE

Kasus	(α)	(β)	(γ)	RMSE
GK	0.26	1.00	0.88	23526.85
JPM	0.44	0.28	1.00	336.81
PPM	0.35	0.37	1.00	1.03

Gambar 3, 4, dan 5 menampilkan hasil proyeksi kemiskinan (GK, JPM, dan PPM) di Jawa Tengah. Menurut model TES, hasil prediksi menunjukkan bagaimana hasil peramalan untuk semua kasus (GK, JPM, dan PPM) cenderung sesuai dengan data aktual.

Dalam penelitian ini, metode peramalan tradisional Holt-Winter TES digunakan untuk memprediksi periode waktu $t+4$ menggunakan parameter optimal alfa, beta, dan gamma. Jika menerapkan persamaan (1), (2), dan (3), maka untuk periode tahun 2023, 2024, 2025, dan 2026, penduduk dengan GK, JPM, dan PPM di Jawa Tengah memiliki nilai tingkat estimasi (Lt), estimasi *trend* (Tt), dan nilai estimasi musiman (St), diberikan pada Tabel 4a, 4b, dan 4c.

Tabel 4a.. Nilai Lt, Tt, dan St pada kasus GK

Periode/Tahun	Lt	Tt	St
2023	468864.25	26069.78	0.92
2024	468864.25	26069.78	0.94
2025	468864.25	26069.78	0.92
2026	468864.25	26069.78	0.93

Tabel 4b.. Nilai Lt, Tt, dan St pada kasus JPM

Periode/Tahun	Lt	Tt	St
2023	3798.90	-66.28	0.98
2024	3798.90	-66.28	1.07
2025	3798.90	-66.28	1.10
2026	3798.90	-66.28	1.01

Tabel 4c.. Nilai Lt, Tt, dan St pada kasus PPM

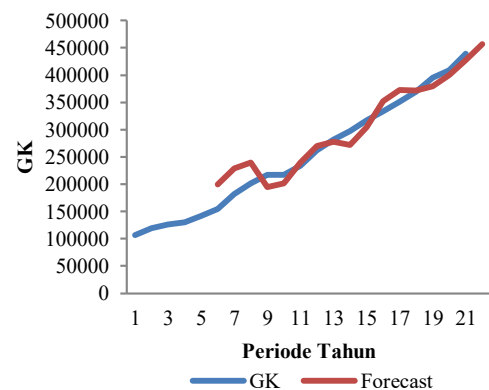
Periode/Tahun	Lt	Tt	St
2023	10.45219	-0.22193	0.99
2024	10.45219	-0.22193	1.09
2025	10.45219	-0.22193	1.14
2026	10.45219	-0.22193	1.05

Dengan demikian apabila menggunakan persamaan (4), nilai yang diproyeksikan untuk periode 4 tahun berikutnya, diberikan Tabel 5.

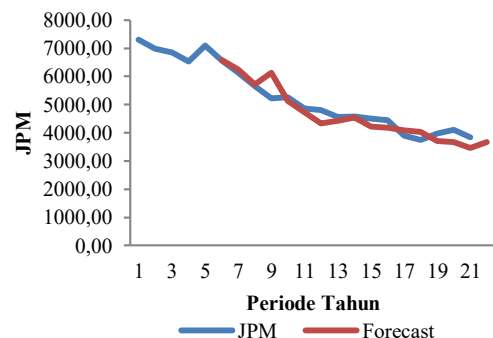
Tabel 5. Hasil Prediksi Model TES Empat Tahun Mendatang

Periode	Tahun	GK	JPM	PPM
22	2023	457251	3673	10.00
23	2024	488556	3925	11.00
24	2025	504546	3955	11.00
25	2026	535118	3564	10.00

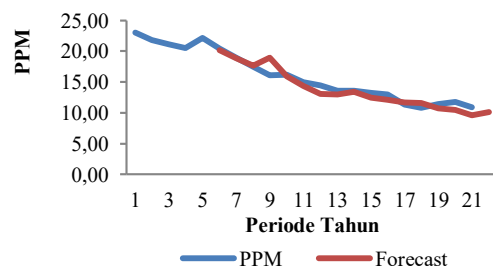
Dengan mengacu pada metode FTS beserta algoritme RoC, maka hasil pada Tabel 5 tersebut diintegrasikan dan digunakan untuk membuat data peramalan yang berfungsi sebagai data *time series* aktual dalam peramalan, ditunjukkan pada Tabel 6.



Gambar 3. Grafik Hasil Peramalan GK Model Holt-Winter TES



Gambar 4. Grafik Hasil Peramalan JPM Model Holt-Winter TES



Gambar 5.. Grafik Hasil Peramalan PPM Model Holt-Winter TES

Hasil pendekatan MAPE untuk evaluasi kinerja peramalan menggunakan model Holt-Winter TES adalah 0,084 persen untuk GK, JPM 0,058 persen, dan 0,059 persen untuk PPM.

Tabel 6. Perhitungan RoC

X	Tahun	GK		JPM		PPM	
		Data Time Series	RoC	Data Time Series	RoC	Data Time Series	RoC
X ₁	2002	106438	-	7308.00	-	23.06	-
X ₂	2003	119403	12.18	6979.80	-4.49	21.78	-5.55
X ₃	2004	126651	6.07	6843.80	-1.95	21.11	-3.08
X ₄	2005	130013	2.65	6533.50	-4.53	20.49	-2.94
X ₅	2006	142337	9.48	7100.60	8.68	22.19	8.30
.....
X ₂₂	2023	457251	4.20	3673	-4.14	10.00	-8.51
X ₂₃	2024	488556	6.85	3925	6.86	11.00	10.00
X ₂₄	2025	504546	3.27	3955	0.76	11.00	0.00
X ₂₅	2026	535118	6.06	3564	-9.89	10.00	-9.09

Tabel 7. Perhitungan Frekuensi RoC

U	GK		JPM		PPM	
	Interval	Frekuensi	Interval	Frekuensi	Interval	Frekuensi
U ₁	{0.00, 3.17}	2	{-13.00, -9.33}	2	{-14.00, -9.83}	1
U ₂	{3.17, 6.33}	9	{-9.33, -5.67}	6	{-9.83, -5.67}	9
U ₃	{6.33, 9.50}	9	{-5.67, -2.00}	5	{-5.67, -1.50}	7
U ₄	{9.50, 12.67}	3	{-2.00, 1.67}	7	{-1.50, 2.67}	3
U ₅	{12.67, 15.83}	0	{1.67, 5.33}	1	{2.67, 6.83}	2
U ₆	{15.83, 19.00}	1	{5.33, 9.00}	3	{6.83, 11.00}	2

3.2. Hasil Model FTS Menggunakan Teknik RoC

Dimulai dengan data RoC dari persamaan (14), yang ditunjukkan pada Tabel 6. Data RoC tersebut untuk mendiskritisasi peristiwa *time series* dan menentukan semesta pembicaraan berdasarkan RoC. Proses diskritisasi teori FTS mengurangi kompleksitas semesta wacana. Ini merupakan langkah pertama dalam menyiapkan semesta wacana untuk evaluasi numerik, yang dilakukan

Setelah mendefinisikan U ke dalam interval yang sama, katakanlah: u_1 , u_2 , u_3 , ..., u_n , dilanjutkan dengan membagi interval menjadi beberapa interval yang lebih kecil berdasarkan kuantitas frekuensi. Langkah-langkahnya sebagai berikut:

Setelah menghitung berapa banyak frekuensi dari data RoC yang disertakan dalam setiap interval, bergantung pada berapa banyak frekuensi RoC yang ada, bagi interval menjadi interval yang lebih kecil. Intervalnya tetap atau tidak memerlukan pembagian jika jumlah frekuensi RoC adalah 1 atau 0.

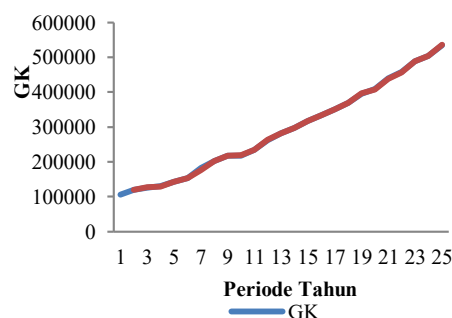
Sebagai contoh kasus GK, pada Tabel 7. Frekuensi interval {0.00, 3.17} adalah dua. Interval ini dapat dibagi menjadi dua sub-interval. Interval {3.17, 6.33} dan {6.33, 9.50} dapat dibagi menjadi 9 sub-interval. Ada 3 sub-interval dalam interval {9.50, 12.67}. Interval {12.67, 15.83} dan {15.83, 19.00} tidak perlu dipartisi menjadi beberapa sub-interval karena jumlah frekuensinya adalah 0 dan 1. Untuk membagi interval menjadi beberapa sub-interval pada kasus JPM dan PPM dilakukan dengan cara yang sama.

Langkah selanjutnya adalah menetapkan nilai tengah dari setiap sub-interval, kemudian diterapkan *triangular membership function* pada persamaan (18), berikutnya menentukan *forecasting RoC* (FRoC) untuk GK, JPM, dan PPM.

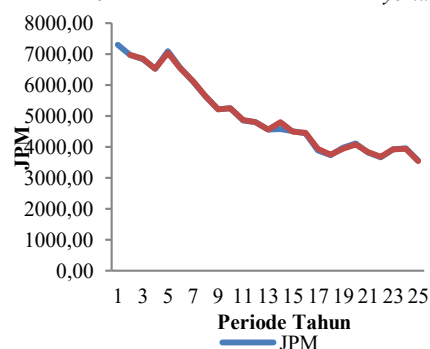
dengan menghubungkan peristiwa dari waktu yang berbeda dalam histori.

Dengan menggunakan hasil RoC, proses awal pendefinisian semesta wacana U menggunakan persamaan (15), (16), dan (17), yang meliputi: menentukan LL dan HL, kemudian dibulatkan angkanya; menentukan jumlah interval; dan menentukan panjang interval. Hasil definisi semesta wacana U dan frekuensi RoC ditunjukkan pada Tabel 7.

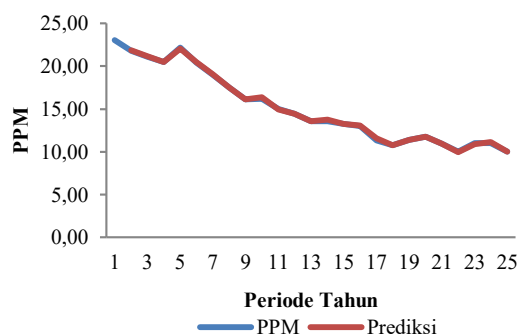
Gambar 6, 7, dan 8 menunjukkan *forecasting kemiskinan* (GK, JPM, dan PPM) di Jawa Tengah, dari hasil persamaan (19).



Gambar 6. Grafik Peramalan GK Model Hybrid



Gambar 7. Grafik Peramalan JPM Model Hybrid

Gambar 8. Grafik Peramalan PPM Model *Hybrid*

Berikut adalah perhitungan peramalan berdasarkan model *hybrid* yang diusulkan untuk periode tahun 2023, 2024, 2025, dan 2026 menggunakan persamaan (19).

GK untuk periode $F(2023) = (4.03/100 * 438833) + 438833 = 456522$. $F(2024) = (6.85/100 * 457251) + 457251 = 488582$. $F(2025) = (3.10/100 * 488556) + 488556 = 503704$. $F(2026) = (6.15/100 * 504546) + 504546 = 535562$.

JPM untuk periode $F(2023) = (-3.76/100 * 3831.44) + 3831.44 = 3687$. $F(2024) = (7.06/100 * 3673) + 3673 = 3932$. $F(2025) = (0.69/100 * 3925) + 3925 = 3952$. $F(2026) = (-10.29/100 * 3955) + 3955 = 3548$.

PPM untuk periode $F(2023) = (-8.66/100 * 10.93) + 10.93 = 10$. $F(2024) = (9.15/100 * 10.00) + 10.00 = 11$. $F(2025) = (1.48/100 * 11.00) + 11.00 = 11$. $F(2026) = (-9.13/100 * 11.00) + 11.00 = 10$.

3.3. Hasil Perbandingan

Hasil perbandingan prediksi kedua model penelitian ini, model *hybrid* yang diberikan pada penelitian ini mengungguli model Holt-Winter TES, seperti ditunjukkan Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Komparasi MAPE

Model	GK (%)	JPM (%)	PPM (%)
TES	0.084	0.058	0.059
<i>Hybrid</i>	0.003	0.005	0.004

Berdasarkan Tabel 1 Signifikansi MAPE dalam prediksi (Lewis, 1982), (Chang dkk., 2007), kedua model dikategorikan memiliki kemampuan yang sangat baik untuk menangani prediksi, karena hasil untuk setiap kasus kemiskinan (GK, JPM, dan PPM) kurang dari 10%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil percobaan yang dilaporkan pada bagian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa peramalan model *hybrid* yang dijelaskan dalam karya ini memiliki manfaat yang luar biasa, yaitu diperoleh hasil akurasi yang dapat dikategorikan handal, dengan rerata persentase kesalahan absolut kurang dari 10 % pada setiap kasus kemiskinan (GK, JPM, dan PPM).

Studi ini menunjukkan konsep model *hybrid* yang kami sajikan cukup cocok untuk menangani prediksi data deret waktu. Akurasi penghitungan kasus GK, JPM, dan PPM terbukti sangat tinggi dalam kajian kasus kemiskinan di Jawa Tengah. Hal ini ditunjukkan dalam uji kesalahan menggunakan metode MAPE untuk setiap kasusnya dengan hasil yang sangat kecil. Disini menunjukkan bahwa 0,003 persen pada kasus GK. Hasil 0,005 persen untuk kasus JPM, dan 0,004 persen untuk kasus PPM.

Saat membandingkan hasil temuan model *hybrid* ini dengan hasil yang diperoleh menggunakan model Holt-Winter TES, akurasi model *hybrid* ini lebih tinggi.

Dengan demikian dapat dimanfaatkan sebagai alat pengambilan keputusan dalam menentukan kebijakan strategis periode mendatang seperti halnya perencanaan, dan percepatan penanganan dalam menekan angka kemiskinan di Jawa Tengah berdasarkan informasi yang diberikan dalam bentuk temuan perkiraan yang ditunjukkan di atas.

Diharapkan kedepannya akan lebih banyak lagi peneliti yang dapat melakukan hal ini dan memperbaiki model peramalan *hybrid* ini, agar dapat diimplementasikan pada peramalan yang lebih beragam dan tak terbatas pada problematik kemiskinan, melainkan dalam problem lain yang lebih kompleks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Kami berterima kasih atas dukungan Kemendikbudristek RI terhadap riset ini dan kami juga ingin mengucapkan terima kasih kepada tim *Reviewer* dan Editor atas saran dan koreksi serta komentar positifnya untuk naskah kami yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- ABDUL HAKIM, S. E., 2018. Analisis Kemiskinan di Jawa Tengah.
- Bappeda Jateng. Sekilas SDGs [online] Tersedia di: [https://sdgs.bappenas.go.id/sekilas-sdgs/#:~:text=TPB%2FSDGs%20merupakan%20komitmen%20global,Bersih%20dan%20Terjangkau%3B%20\(8\)](https://sdgs.bappenas.go.id/sekilas-sdgs/#:~:text=TPB%2FSDGs%20merupakan%20komitmen%20global,Bersih%20dan%20Terjangkau%3B%20(8)) [Diakses 10 Juli 2023].
- BPS Jateng, 2022. Kemiskinan [online] Tersedia di : <https://jateng.bps.go.id/indicator/23/34/7/kemiskinan.html> [Diakses 23 Maret 2023].
- CARVALHO, T., VELLASCO, M., & AMARAL, J. F., 2023. Automatic generation of fuzzy inference systems for multivariate time series forecasting. *Fuzzy Sets and Systems*, 470, 108657. doi: 10.1016/j.fss.2023.108657.
- CHANG, P. C., WANG, Y. W., & LIN, C. H., 2007. The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32(1), 86-96. doi: 10.1016/j.eswa.2005.11.021.

- CHEN, S. M., & CHEN, S. W., 2014. Fuzzy forecasting based on two-factors second-order fuzzy-trend logical relationship groups and the probabilities of trends of fuzzy logical relationships. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 45(3), 391-403. doi: 10.1109/TCYB.2014.2326888.
- CHEN, S. M., & PHUONG, B. D. H., 2017. Fuzzy time series forecasting based on optimal partitions of intervals and optimal weighting vectors. *Knowledge-Based Systems*, 118, 204-216. doi: 10.1016/j.knosys.2016.11.019.
- CHENG, S. H., CHEN, S. M., & JIAN, W. S., 2015, October. A novel fuzzy time series forecasting method based on fuzzy logical relationships and similarity measures. In *2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics* (pp. 2250-2254). IEEE. doi: 10.1109/SMC.2015.393.
- CHENG, S. H., CHEN, S. M., & JIAN, W. S., 2016. Fuzzy time series forecasting based on fuzzy logical relationships and similarity measures. *Information Sciences*, 327, 272-287. doi: 10.1016/j.ins.2015.08.024.
- CHRISTYAWAN, T. Y., SYAUQI HARIS, M., RODY, R., & MAHMUDY, W., 2018. Optimization of Fuzzy Time Series Interval Length Using Modified Genetic Algorithm for Forecasting. *International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, pp. 60-65, doi: 10.1109/SIET.2018.8693219.
- COSTA, M. A., RUIZ-CÁRDENAS, R., MINETI, L. B., & PRATES, M. O., 2021. Dynamic time scan forecasting for multi-step wind speed prediction. *Renewable Energy*, 177, 584-595. doi: 10.1016/j.renene.2021.05.160.
- del CAMPO, R. G., GARMENDIA, L., RECASENS, J., & MONTERO, J., 2017, July. Hesitant fuzzy sets and relations using lists. In *2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1-6). IEEE. doi: 10.1109/FUZZ-IEEE.2017.8015516.
- FIRMANSYAH, A., HASIBUANG, H. F., & KHAIRUNNISA, D., 2023. Addressing the Ideal Implementation of Regional Expenditure to Alleviate Poverty: A Case Study of Kebumen Regency. *IPSAR (International Public Sector Accounting Review)*, 1(1). doi: 10.31092/ipsar.v1i1.2130.
- GAJAMANNAGE, K., PARK, Y., & JAYATHILAKE, D. I., 2023. Real-time forecasting of time series in financial markets using sequentially trained dual-LSTMs. *Expert Systems with Applications*, 223, 119879. doi: 10.1016/j.eswa.2023.119879.
- GARG, B., BEG, M. S., & ANSARI, A. Q., 2012, August. A new computational fuzzy time series model to forecast number of outpatient visits. In *2012 Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS)* (pp. 1-6). IEEE. doi: 10.1109/NAFIPS.2012.6290977.
- HARMADJI, D. E., SOLIKHIN, S., YUDATAMA, U., & PURWANTO, A., 2023. Prediksi Produksi Biofarmaka Menggunakan Model Fuzzy Time Series dengan Pendekatan Percentage Change dan Frequency Based Partition. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(1), 173-184. doi: 10.25126/jtiik.20231016267.
- HARTOMO, K. D., YULIANTO, S., & VALENTINA, A., 2020. A New Model of Poverty Index Prediction Using Triple Exponential Smoothing Method. In *2020 7th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)* (pp. 76-79). IEEE. doi: 10.1109/ICITACEE50144.2020.9239205.
- HOLT, C. C., 2004. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International journal of forecasting*, 20(1), 5-10. doi: 10.1016/j.ijforecast.2003.09.015.
- JAISWAL, R., JHA, G. K., KUMAR, R. R., & CHOUDHARY, K., 2022. Deep long short-term memory based model for agricultural price forecasting. *Neural Computing and Applications*, 34(6), 4661-4676. doi.org/10.1007/s00521-021-06621-3.
- JANA, P., 2016. Aplikasi triple exponential smoothing untuk forecasting jumlah penduduk miskin. *Jurnal Derivat: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 3(2), 76-82. doi: 10.31316/j.derivat.v3i2.719.
- JIANG, J., WU, L., ZHAO, H., ZHU, H., & ZHANG, W., 2023. Forecasting movements of stock time series based on hidden state guided deep learning approach. *Information Processing & Management*, 60(3). doi: 103328. 10.1016/j.ipm.2023.103328.
- JIANG, J. A., SYUE, C. H., WANG, C. H., LIAO, M. S., SHIEH, J. S., & WANG, J. C., 2022. Precisely forecasting population dynamics of agricultural pests based on an interval type-2 fuzzy logic system: Case study for oriental fruit flies and the tobacco cutworms. *Precision Agriculture*, 23(4), 1302-1332. doi: 10.1007/s11119-022-09886-3.
- JIANG, P., YANG, H., LI, R., & LI, C., 2020. Inbound tourism demand forecasting framework based on fuzzy time series and advanced optimization algorithm. *Applied Soft Computing*, 92, 106320. doi: 10.1016/j.asoc.2020.106320.
- JILANI, T. A., BURNEY, S. M. A., & ARDIL, C., 2007. Fuzzy metric approach for fuzzy time series forecasting based on frequency density based partitioning. *International Journal of*

- Computational Intelligence*, 4(1), 112-117. doi: 10.5281/zenodo.1077541.
- KUSHWAH, A. K., & WADHVANI, R., 2022. Trend triplet-based data clustering for eliminating nonlinear trend components of wind time series to improve the performance of statistical forecasting models. *Multimedia Tools and Applications*, 81(23), 33927-33953. doi: 10.1007/s11042-022-12992-z.
- LEWIS, C. D., 1982. Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting. (*No Title*).
- MAKATJANE, K., & MOROKE, N., 2016. Comparative study of holt-winters triple exponential smoothing and seasonal Arima: forecasting short term seasonal car sales in South Africa. Makatjane KD, Moroke ND. doi: 10.22495/rgcv6i1art8.
- MAKRIDAKIS, S., WHEELWRIGHT, S. C., & HYNDMAN, R. J., 2008. *Forecasting methods and applications*. John Wiley & sons. doi: hdl.handle.net/11728/6581.
- MIRCETIC, D., ROSTAMI-TABAR, B., NIKOLICIC, S., & MASLARIC, M., 2022. Forecasting hierarchical time series in supply chains: an empirical investigation. *International Journal of Production Research*, 60(8), 2514-2533. doi: 10.1080/00207543.2021.1896817.
- RUBIO, A., BERMUDEZ, J. D., & VERCHER, E., 2017. Improving stock index forecasts by using a new weighted fuzzy-trend time series method. *Expert Systems with Applications*, 76, 12-20. doi: 10.1016/j.eswa.2017.01.049.
- SARI, D. A., 2016. Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi kesejahteraan masyarakat di Kota Bandarlampung.
- SINGH, P., 2017. An efficient method for forecasting using fuzzy time series. In *Emerging research on applied fuzzy sets and intuitionistic fuzzy matrices* (pp. 287-304). IGI Global. doi: 10.4018/978-1-5225-0914-1.
- SOFO, F., & WICKS, A., 2017. An occupational perspective of poverty and poverty reduction. *Journal of Occupational Science*, 24(2), 244-249. doi: 10.1080/14427591.2017.1314223.
- SOLIKHIN, S., & YUDATAMA, U., 2019. Fuzzy Time Series dan Algoritme Average Based Length untuk Prediksi Pekerja Migran Indonesia. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(4), 369-376. doi: 10.25126/jtiik.2019641177.
- SOLIKHIN, S., LUTFI, S., PURNOMO, P., & HARDIWINOTO, H., 2021. Prediction of passenger train using fuzzy time series and percentage change methods. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 10(6), 3007-3018. doi:10.11591/eei.v10i6.2822.
- SOLIKHIN, S., LUTFI, S., PURNOMO, P., & HARDIWINOTO, H., 2022. A machine learning approach in Python is used to forecast the number of train passengers using a fuzzy time series model. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(5), 2746-2755. doi: 10.11591/eei.v11i5.3518.
- SONG, Q., & CHISSOM, B. S., 1993. Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part I. *Fuzzy sets and systems*, 54(1), 1-9. doi: 10.1016/0165-0114(93)90355-L.
- SONG, Q., & CHISSOM, B. S., 1994. Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part II. *Fuzzy sets and systems*, 62(1), 1-8. doi: 10.1016/0165-0114(94)90067-1.
- STEVENSON, M., & PORTER, J. E., 1972. Fuzzy time series forecasting using percentage change as the universe of discourse. *Change*, 1971(3.89), 464-467. doi: 10.5281/zenodo.1069993.
- STURGES, H. A., 1926. The choice of a class interval. *Journal of the american statistical association*, 21(153), 65-66. doi: 10.1080/01621459.1926.10502161.
- SUDARSHAN, V. K., BRABRAND, M., RANGE, T. M., & WIIL, U. K., 2021. Performance evaluation of Emergency Department patient arrivals forecasting models by including meteorological and calendar information: A comparative study. *Computers in Biology and Medicine*, 135, 104541. doi: 10.1016/j.compbiomed.2021.104541.
- TATINATI, S., WANG, Y., & KHONG, A. W., 2020. Hybrid method based on random convolution nodes for short-term wind speed forecasting. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 18(10), 7019-7029. doi: 10.1109/TII.2020.3043451.
- WANG, B., LIU, X., CHI, M., & LI, Y., 2023. Bayesian network based probabilistic weighted high-order fuzzy time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 121430. doi: 10.1016/j.eswa.2023.121430.
- ZADEH, L. A., KLIR, G. J., & YUAN, B., 1996. *Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems: selected papers* (Vol. 6). World scientific. doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.
- ZHAO, E., DU, P., & SUN, S., 2022. Historical pattern recognition with trajectory similarity for daily tourist arrivals forecasting. *Expert Systems with Applications*, 203, 117427. doi: 10.1016/j.eswa.2022.117427.
- ZHU, C., MA, X., ZHANG, C., DING, W., & ZHAN, J., 2023. Information granules-based long-term forecasting of time series via BPNN under three-way decision framework. *Information Sciences*, 634, 696-715. doi: 10.1016/j.ins.2023.03.133.

Halaman ini sengaja dikosongkan