

Memperkuat Peramalan Polusi Udara melalui Metode Partisi Optimal dalam Model Weight Fuzzy Time Series

Risa Widianti ^{a,1,*}

^a Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia;

¹ risa2015015019@webmail.uad.ac.id

*Correspondent Author : risa2015015019@webmail.uad.ac.id

Received:

Revised:

Accepted:

KATAKUNCI

Fuzzy time series, Fuzzy K-Medoids, Fuzzy Particle Swarm Optimization, Clustering, Polusi Udara

KEYWORDS

Fuzzy time series, Fuzzy K-Medoids, Fuzzy Particle Swarm Optimization, Clustering, Air Pollution

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menguji kemampuan baru, khususnya yang menggunakan pendekatan partisi hybrid Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) dan Fuzzy K-Medoids (FKM). FPSO adalah sebuah teknik optimasi menggabungkan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) dengan konsep-konsep keanggotaan fuzzy. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kinerja dan kemampuan adaptasi dari algoritma PSO dalam menyesuaikan masalah optimasi yang kompleks, terutama dalam konteks ketidakpastian atau kebingungan dalam data atau kondisi masalah. Hasil penelitian menunjukkan Kombinasi antara Fuzzy PSO dan Fuzzy K-Medoids dapat membantu meningkatkan hasil klustering dengan mencari medoids yang optimal dan memadai merepresentasikan kluster dalam data.

ABSTRACT

This study aims to test new capabilities, especially those using the hybrid partitioning approach of Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) and Fuzzy K-Medoids (FKM). FPSO is an optimization technique that combines the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm with fuzzy membership concepts. The goal is to improve the performance and adaptability of the PSO algorithm in adapting complex optimization problems, especially in the context of uncertainty or confusion in data or problem conditions. The results showed that the combination of Fuzzy PSO and Fuzzy K-Medoids can help improve clustering results by finding medoids that are optimal and adequately represent clusters in the data.

This is an open-access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Pendahuluan

Udara sudah menjadi kebutuhan dasar bagi keberadaan dan perkembangan semua kehidupan di Bumi, sehingga dapat mempengaruhi kesehatan dan mempengaruhi pembangunan ekonomi. Saat ini karena perkembangan industrialisasi, peningkatan jumlah mobil penumpang dan pembakaran bahan bakar fosil, kualitas udara semakin menurun dan polusi udara menjadi semakin serius [1]. Polusi udara menjadi perhatian masyarakat, terutama yang tinggal di kota-kota industri dan kota-kota besar, karena dapat berdampak serius terhadap perkembangan industri dan aktivitas manusia. Hal ini dapat didefinisikan sebagai adanya zat berbahaya di udara, seperti partikel (PM10), ozon (O₃), karbon monoksida (CO), oksida nitrat (NO₂) dan sulfur dioksida (SO₂) pada konsentrasi yang lebih tinggi dari lingkungan normal tingkat [2].

Saat ini, negara yang berkembang juga mengalami urbanisasi dan polusi udara yang dapat membahayakan kesehatan penduduk kota. Organisasi Kesehatan Dunia melaporkan bahwa jumlah kematian global akibat polusi udara adalah 4,2 juta orang pada tahun 2016, 91% dari mereka di negara berpenghasilan rendah dan menengah, dan sekitar 2 juta orang meninggal akibat polusi udara di Cina.1 Antara tahun 2003 dan 2016, jumlah penduduk perkotaan di Cina meningkat dari 523,76 juta menjadi 711,82 juta, meningkat sebesar 40%. Di masa depan, sekitar 600 juta orang akan tinggal di perkotaan. Apakah kota-kota Cina akan mengalami bencana lingkungan yang terjadi di Eropa dan Amerika Serikat selama 100 tahun terakhir bergantung pada dampak lingkungannya [3]. banyak orang Cina melihat polusi sebagai risiko kesehatan yang serius bagi diri mereka sendiri dan anak-anak mereka. Pada saat yang sama, kami melihat upaya yang belum pernah terjadi sebelumnya oleh pemerintah China untuk mengatasi masalah polusi udara yang semakin meningkat tanpa membahayakan pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan [4] [5]. Larangan yang meningkat ini telah membawa polusi udara ke garis depan kesehatan masyarakat, dengan kota-kota besar seperti Beijing dan Delhi sekarang menderita tingkat polusi yang berbahaya. Indikator utama pencemaran udara adalah PM_{2.5} atau partikel dengan diameter hingga 2,5 mikron. Partikel-partikel ini kecil dan ringan, yang memungkinkan mereka bertahan lebih lama di atmosfer [6].

Peramalan adalah metode analisis komputer yang digunakan untuk memprediksi peristiwa masa depan berdasarkan data komparatif masa lalu [7]. Model peramalan saat ini mencakup model berbasis optimasi dan statistik seperti autoregresi dan rantai Markov tersembunyi, serta metode berdasarkan kecerdasan komputer [8]. Namun, memprediksi peristiwa ini dengan akurasi 100% mungkin tidak dapat dilakukan, tetapi akurasi prediksi dan kecepatan proses peramalan dapat digunakan [9]. Fuzzy Time Series (FTS) adalah metode peramalan yang menggunakan data berupa himpunan fuzzy yang berasal dari bilangan real dalam semesta data real [10]. FTS telah umum digunakan sebagai peramalan pendaftaran universitas, pasar saham, pariwisata, beban listrik, deret waktu musiman, dan lain-lain [11] [12]. Model FTS merupakan model yang paling akurat dan efisien untuk memprediksi indeks pencemaran udara (API) [13]. Model peramalan Fuzzy Time Series memiliki langkah – langkah sebagai berikut : mendefinisikan semesta wacana, membagi semesta wacana ke dalam interval, fuzzifikasi dataset masa lalu, membangun hubungan logis fuzzy dan kelompok hubungan logis fuzzy, defuzzifikasi (bila perlu) [14]. Peramalan time series memperhitungkan dua faktor yaitu Salah satu faktornya adalah horizon ramalan. Ini merupakan rentang waktu masa depan, dimana ramalan akan dilaksanakan. Faktor lainnya adalah perincian perkiraan dalam cakrawala itu [15]. Maka dari itu, sebuah sistem peringatan dini berbasis fuzzy time series berhasil dikembangkan yang mencakup tiga modul yaitu modul prediksi deterministik, modul analisis ketidakpastian, dan modul penilaian [16].

Fuzzy Time Series (FTS) merupakan salah satu cabang kecerdasan buatan yang cocok untuk pengambilan keputusan dalam sistem yang kompleks, terutama ketika situasi masalah tidak pasti. Metode distribusi yang umum digunakan adalah k-means dan k-medoids [17]. Model baru Fuzzy Time Series berdasarkan Fuzzy K-Medoid (FKM) algoritma pengelompokan diusulkan untuk meramalkan polusi udara [18]. Model yang diusulkan menggunakan fuzzy K-medoids dan dirancang untuk memproses data geografis dinamis yang besar yang mengandung noise dan data yang tidak pasti. Fuzzy K-medoids memberikan hasil yang lebih akurat untuk titik data yang tumpang tindih. Tidak seperti fuzzy k-means, yang menggunakan objek buatan berbobot sebagai prototipe cluster, medoid menggunakan subset objek yang diamati sebagai prototipe cluster fuzzy k (medoid). Cluster kebisingan adalah cluster tambahan (dibandingkan dengan k-cluster standar) di mana objek abnormal dengan keanggotaan tinggi dipisahkan [19]. Ada berbagai jenis kesalahan pengukuran, antara lain : Root Mean Square Error (RMSE) mengukur seberapa banyak kesalahan yang ada diantara dua set data, dengan kata lain itu membandingkan nilai prediksi yang diamati atau nilai yang diketahui [20]. Algoritma PSO merupakan jenis proses pencarian berbasis swarm, di mana setiap individu disebut sebagai partikel, yang didefinisikan sebagai kemungkinan solusi dalam ruang pencarian D-dimensi dari masalah optimisasi dan dapat mengingat lokasi optimal swarm, baik itu sendiri maupun kecepatannya [21] [22]. Metode Markov Weight Fuzzy Time Series (MWFTS) dengan metode partisi fuzzy k-medoids yang dioptimasi menggunakan Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) dapat menyelesaikan masalah penentuan panjang interval U talk universe dan meningkatkan akurasi [23] [24]. Keuntungan utama dari model hybrid yaitu dapat meningkatkan akurasi peramalan karena pengenalan pola dan pemodelan yang komprehensif, mengurangi risiko penggunaan model yang tidak sesuai karena kombinasi perkiraan, dan menyederhanakan prosedur pemilihan model karena penggunaan komponen yang berbeda [25].

Metode

Penelitian ini menggunakan data time series yang digunakan untuk peramalan udara. Sumber data diambil dari web Air Quality Historical Data Platform. Pengolahan data menggunakan google collabs. Data time series penting dalam konteks peramalan udara karena untuk mengidentifikasi pola, tren, dan variasi periodik dalam kondisi atmosfer. Data time series juga dapat membantu mengidentifikasi tren dan pola dalam kondisi udara melalui berbagai analisis statistik dan visualisasi. Preprocessing data yang dilakukan yaitu mempersiapkan data time series bisa mencakup pemadatan data, penanganan missing value, detrending, atau normalisasi data. Pemodelan time series bertujuan untuk memahami struktur data time series dan menggunakan informasi tersebut untuk membuat perkiraan masa depan.

1. Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO)

FPSO merupakan peningkatan dari PSO dasar. Peningkatan FPSO adalah untuk memperluas jangkauan pengaruh dari satu partikel. Kecepatan setiap partikel dipengaruhi oleh dua partikel, bukan oleh beberapa sekitarnya partikel dan berat pengaruh beberapa partikel disekitarnya ditentukan oleh fungsi keanggotaannya. Untuk PSO, lima fungsi keanggotaan umum dapat didefinisikan sebagai persamaan berikut :

$$F_1(m) = 1 / (1 + \left(\frac{f(p_m) - f(p_n)}{\delta^2} \right))$$

$$F_2(m) = \exp \left(-0.5 \left(\frac{f(p_m) - f(p_n)}{\delta} \right)^2 \right)$$

$$F_3(m) = \frac{1}{1 + \exp(-\delta(f(p_m) - f(p_n)))}$$

$$F_4(m) = \max \left(\min \left(\frac{\delta(f(p_m) - f(p_n^0))}{f(p_n) - f(p_n^0)}, \frac{\delta(f(p_n^1) - f(p_m))}{f(p_n^1) - f(p_n)} \right), 0 \right)$$

$$F_5(m) = \max \left(\min \left(\frac{\delta(f(p_m) - f(p_n^0))}{f(p_n) - f(p_n^0)}, 1, \frac{\delta(f(p_n^1) - f(p_m))}{f(p_n^1) - f(p_n)} \right), 0 \right)$$

Dimana m adalah salah satu partikel optimal j , j adalah konstanta himpunan, j dapat berubah, $f(p_m), f(p_n)$ masing-masing mewakili nilai fungsi kebugaran partikel tunggal dan nilai fungsi kebugaran partikel optimal, $f(p_n^0), f(p_n^1)$ adalah nilai batas fungsi $F_4(m)$ dan $F_5(m)$.

Tentukan $\delta = \frac{f(p_n)}{q}$, nilai q adalah parameter pengaturan. Dalam FPSO, persamaan kecepatan adalah :

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 \text{rand}() (P_i - Z_i^k) + \sum_{m \in Q(i,j)} F(m) c_2 \text{rand}() (P_g - Z_i^k)$$

Dimana $Q(i, j)$ adalah partikel j disekitar partikel i

2. Fuzzy K-Medoids (FKM)

FKM adalah salah satu metode clustering yang digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam cluster dengan menggunakan kriteria jarak sebagai penentuannya, yang dihitung berdasarkan pusat cluster nilai data. Perbedaan mendasar antara metode FKM dan metode FCM adalah penentuan pusat cluster. Misalnya, dalam metode FCM, cluster pusat terkadang terletak pada nilai apa pun dalam semesta wacana, dilambangkan sebagai U , sedangkan, di FKM, itu dalam nilai data yang dikenal sebagai medoid. Medoid adalah objek atau nilai yang terletak di sebuah data klaster.

Penting untuk dicatat bahwa perhitungan FKM yang digunakan memiliki konsep yang sama metode FCM, sedangkan perbedaannya hanya terletak pada langkah akhir penentuan pusat cluster. Nilai medoid diperoleh pada FKM dengan terlebih dahulu melakukan perhitungan FCM proses untuk menentukan matriks keanggotaan yang diperbarui U , kemudian data indeks dengan nilai keanggotaan terbesar dari setiap cluster digunakan untuk memilih medoid. Sementara itu, Metode FKM meminimalkan nilai fungsi tujuan untuk mendapatkan hasil clustering yang baik. Itu persamaan untuk fungsi tujuan FKM adalah sebagai berikut :

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (d^2(v_k, y_i) (\mu_{ik})^w)$$

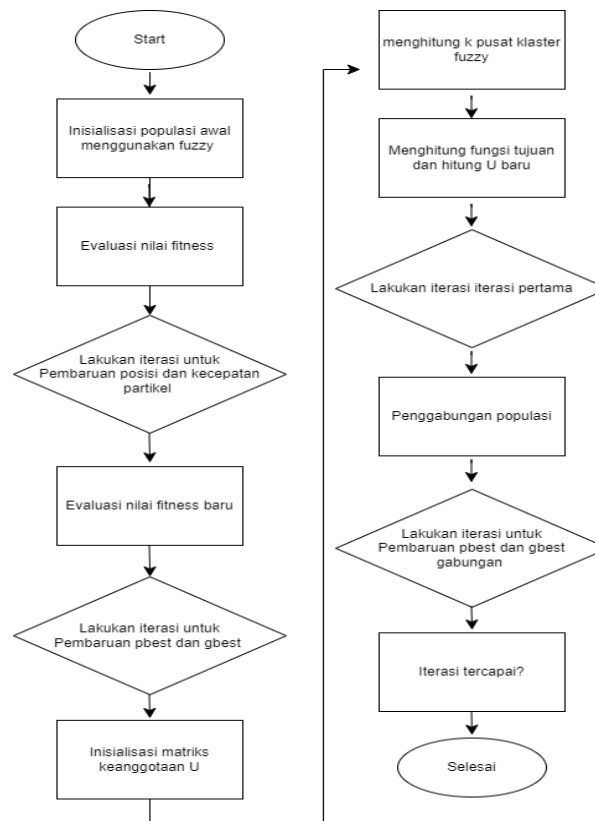
Dimana :

P_t : fungsi tujuan pada iterasi ke-t

$d(v_k, y_i)$: jarak pusat cluster ke-k ke nilai data ke-i

μ_{ik} : derajat keanggotaan dalam matriks keanggotaan U

w : perangkat kabur ($w \geq 2$)



Gambar 1. Flowchart FPSO-FKM

Algoritma *Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) - Fuzzy K-Medoids (FKM)*

1. Inisialisasi populasi awal menggunakan fuzzy :
 - Inisialisasi populasi awal menggunakan Fuzzy K-Medoids dengan jumlah cluster yang di inginkan
 - Setiap individu dalam populasi mewakili pusat (medoid) dari setiap cluster
 - Tentukan nilai keanggotaan awal setiap data terhadap setiap medoid
2. Evaluasi nilai fitness :
 - Evaluasi nilai fitness setiap individu dalam populasi menggunakan metrik yang sesuai, seperti dalam algoritma k-means (misalnya, jarak Euclidean antara titik data dan pusat cluster terdekat).
3. Pembaruan posisi dan kecepatan partikel :

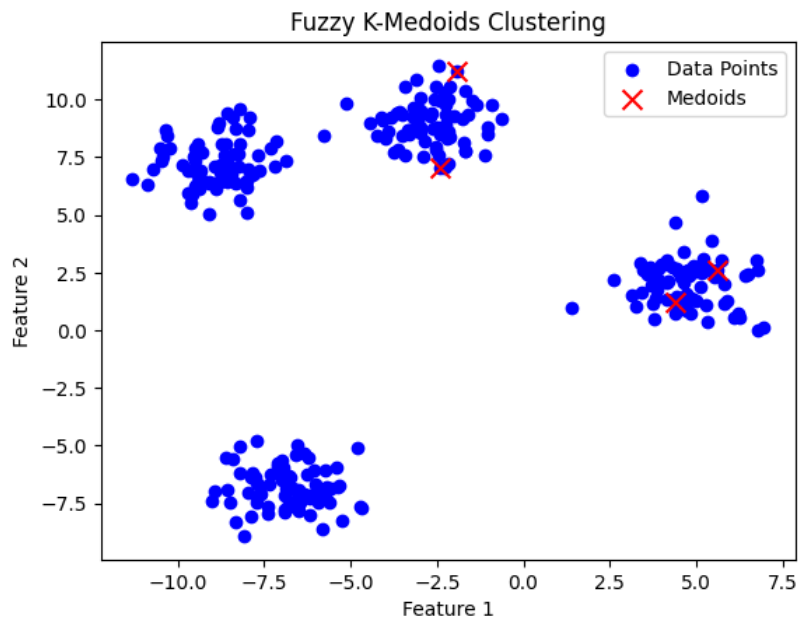
- Terapkan langkah-langkah pembaruan posisi dan kecepatan partikel seperti dalam Fuzzy PSO (langkah 3 dalam algoritma Fuzzy PSO).
4. Evaluasi nilai fitness baru :
 - Evaluasi nilai fitness setiap individu dalam populasi setelah pembaruan posisi menggunakan metrik yang sesuai.
 5. Pembaruan pbest dan gbest :
 - Perbarui pbest dan gbest seperti dalam Fuzzy PSO (langkah 5 dalam algoritma Fuzzy PSO)
 6. Inisialiasi matriks keanggotaan U dengan nilai acak antara 0 sampai dengan 1
 7. Menghitung k pusat kluster fuzzy $c_j, j = 1, \dots, k$
 8. Menghitung fungsi tujuan, berhenti jika berada di bawah nilai toleransi tertentu atau peningkatannya dari iterasi sebelumnya.
 9. Hitung U baru
 10. Lakukan iterasi pertama, centroidnya diambil dari data yang disandingkan dengan membership U barunya. Centroid baru dipilih nilai data yang nilai U nya paling gede.
 11. Penggabungan populasi
 12. Pembaruan pbest dan gbest pada populasi gabungan
 - Perbarui pbest dan gbest menggunakan metode yang sama seperti dalam Fuzzy PSO (langkah 5 dalam algoritma Fuzzy PSO), tetapi kali ini berlaku untuk seluruh populasi gabungan
 13. Ulangi langkah 3 hingga 12 sampai kondisi berhenti terpenuhi (misalnya, jumlah iterasi maksimum tercapai atau nilai fitness yang diinginkan tercapai).
 14. Output hasil :
 - Keluarkan nilai fitness terbaik yang ditemukan (gbest) dan posisi partikel yang sesuai, yang merepresentasikan pusat cluster terbaik.

Hasil dan Pembahasan

	RMSE
Pm25	76.08614516824828
Pm10	106.33745652311609
O3	119.41532809145731
so2	133.64002000030996
Co	129.5347835473406

Tabel 1. Hasil RMSE

1. RMSE yang Rendah: Jika semua nilai RMSE untuk setiap parameter (pm25, pm10, o3, no2, so2, co) rendah, ini menunjukkan bahwa model Anda memiliki prediksi yang sangat akurat dan dekat dengan nilai aktual. Ini adalah indikasi yang baik bahwa model Anda baik dalam memperkirakan tingkat polusi udara untuk setiap parameter. RMSE yang Sedang: Jika beberapa nilai
2. RMSE sedang, ini menunjukkan bahwa model Anda memiliki tingkat kesalahan yang moderat dalam memprediksi beberapa parameter. Meskipun tidak sebaik RMSE yang rendah, nilai-nilai ini masih dapat diterima tergantung pada tujuan aplikasi Anda dan kompleksitas data.
3. RMSE yang Tinggi: Jika ada nilai RMSE yang tinggi, itu mengindikasikan bahwa model Anda memiliki kesalahan prediksi yang signifikan untuk parameter tertentu. Ini dapat menunjukkan bahwa model Anda mungkin perlu peningkatan atau penyesuaian lebih lanjut untuk memperbaiki prediksi pada parameter tersebut.

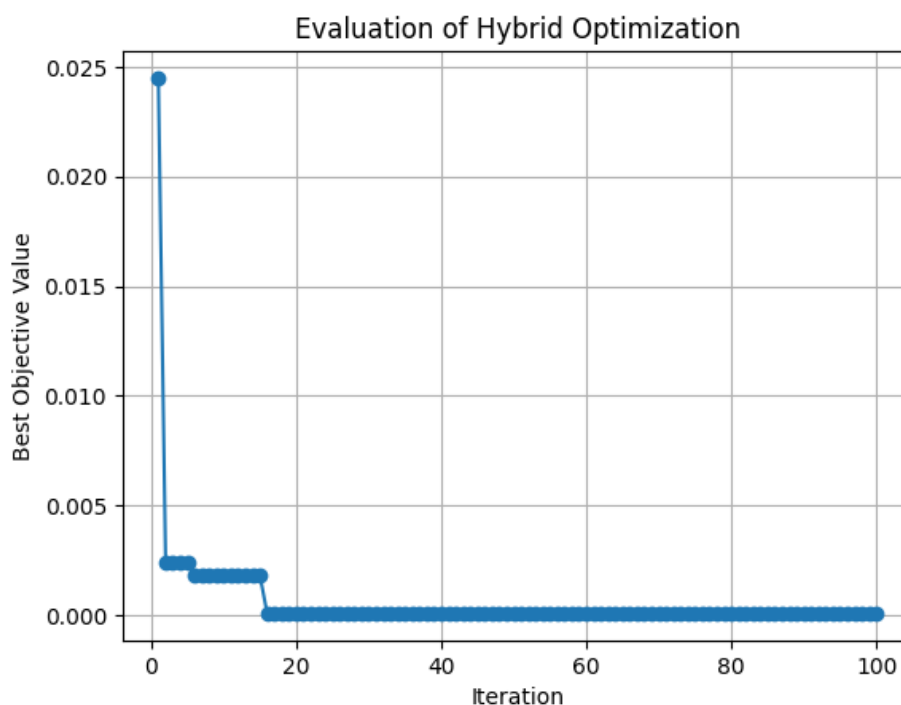


Gambar 2. Clustering Fuzzy K-Medoids

1. Titik Data (Biru) : titik – titik biru pada grafik mewakili data asli yang digenerate oleh ‘make_blobs’ . setiap titik mewakili sebuah sampel dalam ruang fitur yang memiliki dua dimensi (Feature 1 dan Feature 2)
2. Medoids (Merah) : titik – titik merah berbentuk ‘X’ melambangkan medoids akhir yang ditemukan oleh algoritma hybrid Fuzzy PSO dengan Fuzzy K-Medoids. Medoids adalah representasi dari pusat kluster yang dihasilkan oleh algoritma klustering.

Interpretasi dari grafik adalah :

Setiap kluster diwakili oleh medoidnya sendiri, yaitu medoids merah yang paling dekat dengan titik-titik kluster dalam ruang fitur.



Gambar 3. Evaluation of Hybrid Optimization

Konvergensi algoritma : jika garis grafik cenderung menurun atau mendatar seiring dengan peningkatan iterasi, ini mengindikasikan bahwa algoritma sedang mendekati solusi yang lebih baik. Konvergensi menunjukkan bahwa algoritma dapat menemukan solusi yang lebih baik seiring berjalannya waktu.

Kinerja Optimalisasi : semakin rendah nilai objektif terbaik, semakin baik algoritma bekerja dalam mencari solusi yang lebih baik.

Stabilitas Algoritma: Variasi atau fluktuasi nilai objektif terbaik selama iterasi dapat mengindikasikan stabilitas algoritma. Jika grafik memiliki fluktuasi besar, ini bisa menunjukkan bahwa algoritma mengalami kesulitan mencapai konvergensi yang stabil.

Kecepatan Konvergensi: Kemiringan grafik menunjukkan kecepatan konvergensi algoritma. Semakin curam kemiringan, semakin cepat algoritma mencapai solusi yang lebih baik. Sebaliknya, kemiringan yang lebih landai menunjukkan konvergensi yang lebih lambat.

Implementasi ini merupakan pendekatan hybrid yang menggabungkan optimasi Particle Swarm Optimization (PSO) dengan teknik Fuzzy K-Medoids untuk peramalan udara. Tujuannya adalah untuk mencari solusi terbaik yang dapat menghasilkan peramalan cuaca yang akurat. Namun, penting untuk menggantikan bagian evaluasi objektif dengan metode yang sesuai untuk peramalan cuaca yang akurat. Grafik hasil evaluasi yang dihasilkan menunjukkan bagaimana kinerja algoritma berubah seiring dengan berjalannya iterasi.

Simpulan

Kombinasi antara Fuzzy PSO dan Fuzzy K-Medoids dapat membantu meningkatkan hasil klustering dengan mencari medoids yang optimal dan memadai merepresentasikan kluster dalam data. Algoritma Fuzzy PSO membantu mengeksplorasi berbagai solusi potensial dalam pencarian medoids, sementara Fuzzy K-Medoids memberikan kemampuan klustering yang lebih baik dalam mencapai konvergensi yang lebih baik. Keberhasilan algoritma hybrid ini sangat tergantung pada konteks aplikasi dan jenis data yang digunakan. Penyesuaian parameter dan pendekatan klustering diperlukan untuk memastikan hasil yang optimal.

Konvergensi stabil sehingga menunjukkan bahwa nilai objektif terbaik cenderung menurun secara konsisten seiring berjalannya iterasi. Ini menunjukkan bahwa algoritma berhasil dalam mengarahkan solusi ke arah yang lebih baik secara bertahap. Konvergensi yang stabil ini adalah tanda bahwa algoritma memiliki potensi untuk mencapai solusi optimal. Efisiensi Konvergensi Kemiringan grafik menunjukkan bahwa algoritma mengalami peningkatan kecepatan konvergensi pada awal iterasi, tetapi kemudian menjadi lebih landai seiring waktu. Ini mungkin menunjukkan bahwa algoritma dengan cepat mendekati solusi yang lebih baik pada awalnya, tetapi mungkin memerlukan lebih banyak iterasi untuk mencapai konvergensi sempurna. Kinerja algoritma dalam penelitian ini tampaknya mampu mengoptimasi solusi dengan baik dan mengarah ke arah yang lebih baik seiring berjalannya waktu.

Daftar Pustaka

- [1] L. Bai, J. Wang, X. Ma, and H. Lu, "Air pollution forecasts: An overview," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 15, no. 4, pp. 1–44, 2018, doi: 10.3390/ijerph15040780.
- [2] Y. Alyousifi, M. Othman, I. Faye, R. Sokkalingam, and P. C. L. Silva, "Markov Weighted Fuzzy Time-Series Model Based on an Optimum Partition Method for Forecasting Air Pollution," *Int. J. Fuzzy Syst.*, vol. 22, no. 5, pp. 1468–1486, 2020, doi: 10.1007/s40815-020-00841-w.
- [3] J. Chen, B. Wang, S. Huang, and M. Song, "The influence of increased population density in China on air pollution," *Sci. Total Environ.*, vol. 735, p. 139456, 2020, doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.139456.
- [4] K. Aunan, M. H. Hansen, and S. Wang, "Introduction: Air Pollution in China," *China Q.*, vol. 234, no. April 2016, pp. 279–298, 2018, doi: 10.1017/S0305741017001369.
- [5] M. A. Nahdliyah, T. Widiharih, and A. Prahutama, "METODE k-MEDOIDS CLUSTERING DENGAN VALIDASI SILHOUETTE INDEX DAN C-INDEX (Studi Kasus Jumlah Kriminalitas Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2018)," *J. Gaussian*, vol. 8, no. 2, pp. 161–170, 2019, doi: 10.14710/j.gauss.v8i2.26640.
- [6] V. Reddy, P. Yedavalli, and S. Mohanty, "Deep Air: Forecasting Air Pollution in Beijing, China," *Environ. Sci.*, 2018.
- [7] M. R. Ramadhan, T. Tursina, and H. Novriando, "Implementasi Fuzzy Time Series pada Prediksi Jumlah Penjualan Rumah," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 4, p. 418, 2020, doi: 10.26418/justin.v8i4.40186.
- [8] D. Ortiz-Arroyo and J. R. Poulsen, "A Weighted Fuzzy Time Series Forecasting Model," *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 11, no. 27, pp. 1–11, 2018, doi: 10.17485/ijst/2018/v11i27/130708.
- [9] N. Van Tinh, "Enhanced Forecasting Accuracy of Fuzzy Time Series Model Based on Combined Fuzzy C-Mean Clustering with Particle Swarm Optimization," *Int. J. Comput. Intell. Appl.*, vol. 19, no. 2, 2020, doi: 10.1142/S1469026820500170.
- [10] M. Muhammad, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, "Peramalan Nilai Tukar Petani Subsektor Peternakan Menggunakan Fuzzy Time Series Lee," *Jambura J. Math.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–15, 2021, doi: 10.34312/jjom.v3i1.5940.
- [11] P. C. De Lima Silva, H. J. Sadaei, R. Ballini, and F. G. Guimaraes, "Probabilistic Forecasting with Fuzzy Time Series," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 28, no. 8, pp. 1771–1784, 2020, doi: 10.1109/TFUZZ.2019.2922152.
- [12] W. Zhang, S. Zhang, S. Zhang, D. Yu, and N. N. Huang, "A novel method based on FTS with both GA-FCM and multifactor BPNN for stock forecasting," *Soft Comput.*, vol. 23, no. 16, pp. 6979–6994, 2019, doi: 10.1007/s00500-018-3335-2.
- [13] J. W. Koo, S. W. Wong, G. Selvachandran, H. V. Long, and L. H. Son, "Prediction of Air Pollution Index in Kuala Lumpur using fuzzy time series and statistical models," *Air Qual. Atmos. Heal.*, vol. 13, no. 1, pp. 77–88, 2020, doi: 10.1007/s11869-019-00772-y.
- [14] M. Bose and K. Mali, "Designing fuzzy time series forecasting models: A survey," *Int. J. Approx. Reason.*, vol. 111, pp. 78–99, 2019, doi: 10.1016/j.ijar.2019.05.002.
- [15] R. Das, A. I. Middy, and S. Roy, *High granular and short term time series forecasting of PM 2.5 air pollutant - a comparative review*, vol. 55, no. 2. Springer Netherlands, 2022. doi: 10.1007/s10462-021-09991-1.
- [16] Y. Li, X. Zhou, J. Gu, K. Guo, and W. Deng, "A Novel K-Means Clustering Method for Locating Urban Hotspots Based on Hybrid Heuristic Initialization," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 16, 2022, doi: 10.3390/app12168047.
- [17] N. Güler Dincer and Ö. Akkuş, "A new fuzzy time series model based on robust clustering for forecasting of air pollution," *Ecol. Inform.*, vol. 43, pp. 157–164, 2018, doi: 10.1016/j.ecoinf.2017.12.001.
- [18] J. Wang, H. Li, and H. Lu, "Application of a novel early warning system based on fuzzy time

-
- series in urban air quality forecasting in China,” *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 71, pp. 783–799, 2018, doi: 10.1016/j.asoc.2018.07.030.
- [19] M. M. Madbouly, S. M. Darwish, N. A. Bagi, and M. A. Osman, “Clustering Big Data Based on Distributed Fuzzy K-Medoids: An Application to Geospatial Informatics,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 20926–20936, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3149548.
- [20] S. Al-Janabi, A. Alkaim, E. Al-Janabi, A. Aljeboree, and M. Mustafa, *Intelligent forecaster of concentrations (PM2.5, PM10, NO2, CO, O3, SO2) caused air pollution (IFCsAP)*, vol. 33, no. 21. Springer London, 2021. doi: 10.1007/s00521-021-06067-7.
- [21] D. Wang, D. Tan, and L. Liu, “Particle swarm optimization algorithm: an overview,” *Soft Comput.*, vol. 22, no. 2, pp. 387–408, 2018, doi: 10.1007/s00500-016-2474-6.
- [22] P. Dziwinski and L. Bartczuk, “A New Hybrid Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm Method Controlled by Fuzzy Logic,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 28, no. 6, pp. 1140–1154, 2020, doi: 10.1109/TFUZZ.2019.2957263.
- [23] D. A. Dewi, S. Surono, R. Thinakaran, and A. Nurraihan, “SS symmetry Hybrid Fuzzy K-Medoids and Cat and Mouse-Based Optimizer,” 2023.
- [24] S. M. Chen, X. Y. Zou, and G. C. Gunawan, “Fuzzy time series forecasting based on proportions of intervals and particle swarm optimization techniques,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 500, pp. 127–139, 2019, doi: 10.1016/j.ins.2019.05.047.
- [25] Z. Hajirahimi and M. Khashei, “Hybrid structures in time series modeling and forecasting: A review,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 86, no. February, pp. 83–106, 2019, doi: 10.1016/j.engappai.2019.08.018.