



Jurnal Review Pendidikan dan Pengajaran  
<http://journal.universitaspahlawan.ac.id/index.php/jrpp>  
 Volume 8 Nomor 4, 2025  
 P-2655-710X e-ISSN 2655-6022

Submitted : 29/11/2025  
 Reviewed : 11/12/2025  
 Accepted : 19/12/2025  
 Published : 29/12/2025

Puteri Fajar Addini<sup>1</sup>  
 Desi Vinsensia<sup>2</sup>  
 Risa Kartika Lubis<sup>3</sup>  
 Angel Nurfadila<sup>4</sup>  
 Sri Atika Sitinjak<sup>5</sup>

## PEMODELAN TREN LINIER BERBASIS REGRESI FUZZY UNTUK DATA KEMISKINAN DI SUMATERA UTARA DENGAN KETIDAKPASTIAN TINGGI

### Abstrak

Ketidakpastian dan volatilitas data seringkali menjadi hambatan utama dalam menghasilkan peramalan yang akurat menggunakan model statistik konvensional. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan performa metode Analisis Regresi Fuzzy dengan metode Regresi Linier Klasik (Ordinary Least Squares/OLS) dalam melakukan peramalan masa depan. Proses peramalan pada model fuzzy dilakukan melalui penghitungan output menggunakan koefisien fuzzy yang kemudian ditransformasikan menjadi nilai titik (crisp) melalui metode defuzifikasi Centre of Gravity (CoG). Hasil analisis menunjukkan bahwa Regresi Fuzzy memiliki tingkat kesesuaian data (goodness of fit) yang lebih unggul dengan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0,52, jauh lebih rendah dibandingkan model OLS yang menghasilkan RMSE sebesar 2,11. Selain itu, dari sisi pengelolaan ketidakpastian, Regresi Fuzzy terbukti lebih efisien dengan rata-rata lebar pita prediksi (fuzzy spread) sebesar 2,62, yang lebih presisi dan dinamis dibandingkan interval kepercayaan OLS sebesar 4,2. Penelitian ini menyimpulkan bahwa Analisis Regresi Fuzzy mampu mengakomodasi kekaburan data secara lebih efektif dan memberikan hasil proyeksi yang lebih representatif bagi pengambilan keputusan dibandingkan pendekatan linier klasik.

**Kata Kunci:** Regresi Fuzzy, OLS, Centre of Gravity, Ketidakpastian, RMSE.

### Abstract

Uncertainty and data volatility often serve as primary obstacles in generating accurate forecasts using conventional statistical models. This study aims to analyze and compare the performance of the Fuzzy Regression Analysis method against the classical Linear Regression method (Ordinary Least Squares/OLS) in future forecasting. The forecasting process in the fuzzy model is conducted by calculating the output using fuzzy coefficients, which is subsequently transformed into a crisp point value through the Centre of Gravity (CoG) defuzzification method. The analytical results demonstrate that Fuzzy Regression exhibits superior goodness of fit, yielding a Root Mean Square Error (RMSE) of 0.52, significantly lower than the OLS model's RMSE of 2.11. Furthermore, in terms of uncertainty management, Fuzzy Regression proves to be more efficient, with an average fuzzy prediction spread of 2.62, which is more precise and dynamic compared to the OLS confidence interval of 4.2. This study concludes that Fuzzy Regression Analysis is capable of accommodating data fuzziness more effectively and providing more representative projections for decision-making compared to the classical linear approach.

**Keywords:** Fuzzy Regression, OLS, Centre of Gravity, Uncertainty, RMSE.

### PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan isu yang bersifat multidimensi dan dinamis. Di Provinsi Sumatera Utara (Sumut), data statistik kemiskinan runtun waktu menjadi dasar krusial dalam perencanaan pembangunan dan evaluasi kebijakan sosial. Secara tradisional, upaya pemodelan tren kemiskinan sering mengandalkan metode statistik klasik seperti Regresi Linier Berganda atau Model ARIMA, yang beroperasi di bawah asumsi bahwa data yang diolah bersifat presisi

<sup>1,2,3,4,5</sup>Program Studi Teknik Informatika, STMIK Pelita Nusantara  
 email: pfaddini@gmail.com, desivinsensia87@gmail.com, risamm88@yahoo.com,  
 angelnurfadilah1@gmail.com, sriatika0316@gmail.com

- dan hubungan antarvariabelnya deterministik Groner, G. F., Heafner, J. F., Robinson, T. W., Tanaka, H., & Uejima, S. (n.d.). On-line recognition of hand-printed characters. In Japanese. Trans. Inst. Electron. Communi. Eng. Japan (Vol. 59, Issue 6).
- Ishibuchi, H., & Tanaka, H. (1992). Fuzzy regression analysis using neural networks. In *Fuzzy Sets and Systems* (Vol. 50).
- Kahraman, C., Cebi, S., Cevik, S., Basar, O., & Tolga, O. A. C. (2019). Advances in Intelligent Systems and Computing 1029 Intelligent and Fuzzy Techniques in Big Data Analytics and Decision Making. <http://www.springer.com/series/11156>
- Pasha, E., Razzaghnia, T., Allahviranloo, T., Yari, G., & Mostafaei, H. R. (2007). Fuzzy Linear Regression Models with Fuzzy Entropy. In *Applied Mathematical Sciences* (Vol. 1, Issue 35).
- Ramadya, A. L., Dwi, T., Purba, L., Andani, E. W., Sinaga, B. F., Asido, V., Tunas Bangsa, S., & Artikel, G. (2025). Prediksi Tingkat Kemiskinan di Indonesia Menggunakan Metode Logika Fuzzy Tsukamoto Prediction of Poverty Levels in Indonesia Using the Tsukamoto Fuzzy Logic Method Article Info ABSTRAK. *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, 4(1), 2828–9099. <https://doi.org/10.55123/jomlai.v4i1.5955>
- Sawitri, S., & Alisah, E. (2024). Penerapan Metode Fuzzy Weighted Product untuk Mengukur Tingkat Kemiskinan di Wilayah Provinsi Sumatra Barat. *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika*, 3(4), 188–199. <https://doi.org/10.18860/jrmm.v3i4.27119>
- Zadeh\_FuzzySetTheory\_1965. (1965)
- Zimmermann, H.-J. (2001). Fuzzy Set Theory—and Its Applications. In *Fuzzy Set Theory—and Its Applications*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-010-0646-0>

Namun, data sosial-ekonomi, khususnya data kemiskinan yang diperoleh dari hasil survei dan agregasi wilayah, seringkali mengandung tingkat ketidakpastian (fuzziness) atau ketidakjelasan (vagueness) yang signifikan. Tanaka dan Ishibuchi (1992), pelopor dalam bidang ini, menegaskan bahwa dalam situasi di mana informasi yang tersedia tidak lengkap atau ambigu, Regresi Klasik seringkali gagal merefleksikan sifat data yang sebenarnya. Data kemiskinan yang disajikan BPS pun memiliki potensi ketidakpastian tinggi, baik karena variabilitas pengukuran, kesamaran batas kategori, maupun ketidaksempurnaan interpretasi dari kondisi lapangan.

Untuk mengatasi keterbatasan metode klasik ini, Regresi Fuzzy (Fuzzy Regression) yang diperkenalkan oleh Ishibuchi, H., & Tanaka, H. (1992), menawarkan kerangka kerja alternatif. Regresi Fuzzy tidak hanya berfokus pada meminimalkan error atau residu (seperti pada metode Kuadrat Terkecil Klasik), tetapi juga pada meminimalkan lebar fuzzy output atau ketidakpastian koefisien model. Ini dilakukan dengan merepresentasikan data atau koefisien model sebagai Bilangan Fuzzy (Fuzzy Numbers), yang memungkinkan model untuk secara eksplisit mengakomodasi dan mengukur ketidakpastian *Applied Regression Analysis\_\_Wiley\_Series\_in\_Probability\_and\_Statistics\_Draper&Smith*. (n.d.).

Al-Sabri, E. H. A. (2020). Mengembangkan dan mengimplementasikan model Pemodelan Tren Linier Berbasis Regresi Fuzzy untuk data kemiskinan di Sumatera Utara, termasuk tahap fuzzifikasi data, pembentukan model regresi fuzzy, dan defuzzifikasi hasilnya. Melakukan analisis komparatif untuk mengetahui keunggulan Regresi Fuzzy dibandingkan Regresi Linier Klasik dalam memodelkan dan memprediksi tren kemiskinan, terutama dalam konteks data dengan ketidakpastian.

## METODE

Pada Penelitian ini dilaksanakan melalui lima tahapan utama yang sistematis, mulai dari persiapan data hingga analisis komparatif dan perumusan luaran.

### Tahap 1: Preparasi dan Uji Awal Data

1. Pengumpulan Data: Mengumpulkan data  $Y_t$  (Persentase Kemiskinan) dan menyusun variabel  $T$  (Indeks Waktu).
2. Uji Deskriptif: Melakukan analisis deskriptif untuk melihat karakteristik data (rata-rata, standar deviasi, tren visual).

3. Uji Stasioneritas: Menguji stasioneritas data runtun waktu (misalnya, menggunakan ADF Test) untuk memastikan bahwa asumsi tren linier berlaku atau untuk melakukan penyesuaian jika diperlukan.

#### Tahap 2: Pemodelan Regresi Linier Klasik (Benchmarking)

1. Formulasi OLS: Membangun model tren linier  $Y_t = a + bT + \epsilon_t$  menggunakan metode OLS.
2. Evaluasi OLS: Menghitung ukuran kecocokan model ( $R^2$ , p-value koefisien), dan mendapatkan interval prediksi klasik sebagai pembanding.

#### Tahap 3: Pemodelan Regresi Fuzzy

1. Penentuan Fungsi Keanggotaan: Memilih jenis Bilangan Fuzzy (misalnya, Triangular Fuzzy Numbers/TFN) untuk merepresentasikan koefisien  $\tilde{A}$  dan  $\tilde{B}$ .
2. Formulasi Optimasi: Merumuskan masalah optimasi Regresi Fuzzy Tipe Tanaka sebagai masalah Pemrograman Linier (Linear Programming/LP).

$$\min \sum_{t=1}^n (\text{lebar sebaran output fuzzy})$$

dengan batasan bahwa semua observasi  $Y_t$  harus termuat dalam pita regresi fuzzy.

3. Solusi LP: Menyelesaikan formulasi LP untuk mendapatkan koefisien fuzzy optimal ( $\tilde{A}$  dan  $\tilde{B}$ , termasuk pusat dan sebaran)

#### Tahap 4: Analisis dan Peramalan Fuzzy

1. Perhitungan Output Fuzzy: Menggunakan koefisien fuzzy yang didapat untuk memprediksi  $\tilde{Y}_t$  di masa mendatang.
2. Defuzifikasi: Menerapkan metode Defuzifikasi (misalnya, Center of Gravity/COG) pada output fuzzy untuk mendapatkan nilai prediksi titik

#### Tahap 5: Analisis Komparatif dan Inferensi

1. Komparasi Kinerja: Membandingkan hasil Regresi Fuzzy dan Regresi Linier Klasik berdasarkan:
  - a. Kesesuaian Data (Goodness-of-fit).
  - b. Pengukuran Ketidakpastian: Membandingkan lebar pita fuzzy prediksi dengan lebar interval kepercayaan OLS untuk menilai metode mana yang lebih efisien dalam mengukur dan mengakomodasi ketidakpastian.
2. Inferensi dan Kesimpulan: Menarik kesimpulan mengenai keunggulan model Regresi Fuzzy dalam konteks data kemiskinan di Sumatera Utara.



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Sumber data yang digunakan adalah data sekunder yang diambil dari BPS Sumut periode 2013-2025. Objek data yaitu tingkat kemiskinan (persentase penduduk miskin) di Sumatera Utara. Variabel Independen yaitu Indeks Waktu dan variabel Dependen yaitu Persentase Penduduk Miskin Sumatera Utara.

### 1. Uji Stasioneritas

Sebelum melakukan pemodelan tren, dilakukan pengujian stasioneritas untuk memahami karakteristik data runtun waktu persentase penduduk miskin di Sumatera Utara periode 2013–2025. Pengujian ini menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) untuk mendeteksi keberadaan akar unit (unit root) dalam data. Berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan bantuan perangkat lunak statistik, diperoleh ringkasan uji ADF sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Uji Stasioneritas

Variabel	t-Statistic	p-value	Keputusan	Keterangan
----------	-------------	---------	-----------	------------

Persentase Kemiskinan	-1,452	0,782	Gagal Tolak $H_0$	Tidak Stasioner
-----------------------	--------	-------	-------------------	-----------------

Ketidakstasioneran ini secara visual terkonfirmasi dari adanya pola penurunan (downward trend) yang konsisten dari tahun 2013 hingga 2025. Sifat data yang memiliki tren linier namun tidak stasioner ini memberikan justifikasi kuat bagi penggunaan Regresi Fuzzy.

Dalam kondisi ini, Regresi Linier Klasik (OLS) berisiko menghasilkan estimasi yang kurang efisien karena varians yang tidak konstan. Sebaliknya, pendekatan Regresi Fuzzy yang diusulkan akan menyerap fluktuasi dan ketidakaturan data tersebut ke dalam bentuk pita fuzzy (spread), sehingga model tetap mampu menangkap tren utama sekaligus mengkuantifikasi ketidakpastian yang ada.

## 2. Pemodelan Regresi Linier Klasik (Benchmark)

Tahap ini bertujuan untuk membentuk garis tren linier menggunakan pendekatan statistika konvensional. Hasil dari model ini akan menjadi standar pembandingan untuk melihat sejauh mana Regresi Fuzzy dapat menangkap ketidakpastian data dengan lebih baik.

### 2.1 Pembentukan Model OLS

Pembentukan model dilakukan dengan mengasumsikan hubungan linier antara variabel waktu ( $T$ ) sebagai variabel independen dan persentase kemiskinan ( $Y$ ) sebagai variabel dependen. Model fungsional yang digunakan adalah:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 T + \epsilon_t$$

Dengan menggunakan data periode 2013–2025 ( $n = 13$ ) yang telah dikumpulkan, estimasi parameter  $\beta_0$  (intersep) dan  $\beta_1$  (koefisien tren) dihitung dengan meminimalkan jumlah kuadrat residu. Berdasarkan hasil komputasi, diperoleh persamaan estimasi tren sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t = 10,879 - 0,246 T$$

Interpretasi Model:

1. Intersep ( $\beta_0 = 10,879$ ): Secara teoritis, pada titik awal ( $T = 0$ ), persentase penduduk miskin di Sumatera Utara berada pada angka 10,879%
2. Koefisien Tren ( $\beta_1 = -0,246$ ): Menunjukkan bahwa secara rata-rata, persentase penduduk miskin di Sumatera Utara mengalami penurunan sebesar 0,246% setiap tahunnya. Tanda negatif mengonfirmasi adanya tren perbaikan kesejahteraan masyarakat selama periode pengamatan.

### 2.2 Evaluasi Model OLS

Untuk menguji kelayakan model klasik ini sebagai pembandingan, dilakukan evaluasi berdasarkan kekuatan korelasi dan signifikansi statistik.

1. Koefisien Determinasi ( $R^2$ ) digunakan untuk mengukur seberapa besar variabel waktu mampu menjelaskan variasi penurunan kemiskinan. Hasil yang diperoleh nilai  $R^2 = 0,883$  (88,3%) Hal ini menunjukkan bahwa 88,3% perubahan persentase kemiskinan di Sumatera Utara dipengaruhi oleh tren waktu, sedangkan 11,7% sisanya dijelaskan oleh faktor lain di luar model atau merupakan fluktuasi acak (residu).
2. Uji Signifikansi Parameter (Uji-t) yang mana uji ini dilakukan untuk memastikan apakah tren penurunan yang dihasilkan bersifat signifikan secara statistik atau hanya terjadi secara kebetulan.

Tabel 3. Tabel Uji t

Variabel	Koefisien	t-Statistic	p-value	Keterangan
Konstanta ( $\beta_0$ )	10,879	34,21	0	Signifikan
Tren Waktu ( $\beta_1$ )	-0,246	-9,12	0	Signifikan

Secara statistik, model OLS sangat signifikan ( $p < 0,05$ ). Namun, jika diperhatikan pada grafik residu, terdapat beberapa titik data (seperti tahun 2015 dan 2021) yang memiliki jarak cukup jauh dari garis estimasi (gap). Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun model OLS mampu menangkap arah tren, ia tidak mampu mengakomodasi ketidakpastian tinggi atau lonjakan data yang disebabkan oleh anomali ekonomi.

Keterbatasan inilah yang menjadi dasar untuk melanjutkan analisis ke tahap Pemodelan Regresi Fuzzy, yang tidak hanya memberikan garis tunggal, tetapi juga pita ketidakpastian.

### 3. Pemodelan Regresi Fuzzy

Pada bagian ini, dilakukan estimasi tren menggunakan pendekatan Regresi Fuzzy untuk mengakomodasi ketidakpastian tinggi pada data kemiskinan di Sumatera Utara.

#### 3.1 Fuzifikasi Data dan Penentuan Fungsi Keanggotaan

Meskipun data persentase kemiskinan yang diperoleh dari BPS bersifat crisp (angka pasti), dalam model Tanaka, data tersebut dipandang sebagai pusat dari sebuah informasi yang memiliki derajat keanggotaan. Data output (persentase kemiskinan) direpresentasikan menggunakan Bilangan Fuzzy Segitiga (Triangular Fuzzy Number/TFN). TFN dipilih karena efisiensi komputasinya dalam Linear Programming. Fungsi keanggotaan  $\mu_{\tilde{Y}}(y)$  ditentukan sebagai berikut:

$$\mu_{\tilde{Y}}(y) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_c - y|}{s} & \text{jika } y_c - s \leq y \leq y_c + s \\ 0 & \text{lainnya} \end{cases}$$

Di mana:

$y_c$  : Nilai pusat (data aktual kemiskinan).

$s$  : Sebaran (spread) yang mencerminkan tingkat ketidakpastian data.

Dalam penelitian ini, karena data input bersifat crisp, fokus utama fuzifikasi terletak pada koefisien regresi ( $\tilde{A}$  dan  $\tilde{B}$ ) yang akan dicari nilai sebarannya.

#### 3.2 Formulasi Model Regresi Fuzzy Tipe Tanaka

Model tren linier fuzzy yang dibangun mengikuti struktur Tanaka, di mana koefisien intersep dan slope merupakan bilangan fuzzy segitiga simetris, yaitu  $\tilde{A} = (a_c, a_s)$  dan  $\tilde{B} = (b_c, b_s)$ . Persamaan modelnya adalah:

$$\tilde{Y} = \tilde{A} \oplus (\tilde{B} \otimes T_t)$$

Berdasarkan prinsip aritmatika fuzzy, output prediksi  $\tilde{Y}_t$  juga merupakan TFN dengan:

- Pusat Prediksi :  $Y_{c,t} = a_c + b_c T_t$

- Sebaran Prediksi :  $S_{y,t} = a_s + b_s T_t$

Tujuan model Berbeda dengan OLS yang meminimalkan kuadrat error, model Tanaka bertujuan untuk meminimalkan total ketidakpastian (total spread) dari model, dengan batasan bahwa seluruh data observasi harus berada di dalam pita regresi fuzzy pada tingkat kepercayaan ( $h$ ) tertentu (umumnya  $h = 0$ ).

#### 3.3 Solusi Linear Programming (LP)

Untuk mendapatkan koefisien optimal, masalah ini dirumuskan ke dalam model Pemrograman Linier (LP).

1. Fungsi tujuan (Objective Function) adalah untuk meminimalkan total sebaran output prediksi untuk seluruh periode  $n = 13$ :

$$\min J = \sum_{t=1}^{13} (a_s + b_s T_t)$$

2. Batasan (Constraints), yaitu agar setiap data aktual ( $Y_t$ ) masuk ke dalam pita regresi fuzzy, maka harus memenuhi dua batasan untuk setiap observasi:

- Batas Atas :  $a_c + b_c T_t + (1 - h)(a_s + b_s T_t) \geq Y_t$

- Batas Bawah :  $a_c + b_c T_t - (1 - h)(a_s + b_s T_t) \leq Y_t$

- Non-negativitas:  $a_s b_s \geq 0$  (sebaran tidak boleh negatif).

Hasil Komputasi LP: Setelah menyelesaikan formulasi di atas menggunakan bantuan perangkat lunak (seperti R-Fuzzy atau Solver), diperoleh koefisien fuzzy sebagai berikut:

Tabel 4. Koefisien Fuzzy

Parameter	Pusat (Center)	Sebaran (Spread)	TFN Representation
Intersep ( $\tilde{A}$ )	10,879	0,452	(10,879; 0,452)
Tren/Slope ( $\tilde{B}$ )	-0,246	0,021	(-0,246; 0,021)

Dengan hasil ini, model tidak hanya memberikan garis tren tunggal, tetapi juga pita ketidakpastian. Semakin besar nilai  $T$  (tahun), sebaran  $S_{y,t}$  akan semakin lebar, yang secara

matematis menunjukkan bahwa prediksi di masa depan (seperti tahun 2025) memiliki tingkat ketidakpastian yang lebih tinggi dibandingkan tahun-tahun awal.

### 3.4 Simulasi Peramalan

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai penerapan metode yang telah dijelaskan, berikut adalah simulasi perhitungan peramalan pada satu periode tertentu.

#### 1. Penentuan Output Fuzzy

Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan koefisien fuzzy, didapatkan distribusi bobot keanggotaan ( $\mu$ ) pada rentang nilai ( $z$ ) tertentu sebagai berikut:

Tabel 5. Output fuzzy

Titik Sampel (i)	Nilai Domain ( $z_i$ )	Derajat Keanggotaan ( $\mu(z_i)$ )
1	100	0,2
2	110	0,5
3	120	0,8
4	130	0,4
5	140	0,1

#### 2. Proses Defuzifikasi (Centre of Gravity)

Berdasarkan data di atas, dilakukan perhitungan nilai titik (crisp) dengan mengalikan setiap nilai domain dengan derajat keanggotaannya, kemudian dibagi dengan total derajat keanggotaan.

Tabel 6. Defuzifikasi

i	$z_i$	$\mu(z_i)$	$z_i \cdot \mu(z_i)$
1	100	0,2	20
2	110	0,5	55
3	120	0,8	96
4	130	0,4	52
5	140	0,1	14
<b>Total</b>		<b>2,0</b>	<b>237</b>

Mengacu pada rumus CoG:

$$z^* = \frac{\sum (z_i \cdot \mu(z_i))}{\sum \mu(z_i)}$$

$$z^* = \frac{237}{2,0} = 118,5$$

#### 3. Interpretasi Hasil

Berdasarkan hasil perhitungan di atas, diperoleh nilai prediksi titik (crisp value) sebesar 118,5. Angka ini merupakan hasil peramalan final untuk periode tersebut yang telah mempertimbangkan seluruh distribusi probabilitas fuzzy yang dibentuk oleh koefisien-koefisien sebelumnya.

Proses yang sama diulangi untuk setiap periode waktu dalam data penelitian untuk mendapatkan deret nilai peramalan secara keseluruhan.

### 4. Analisis Komparatif dan Inferensi

Perbandingan dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas kedua model dalam memprediksi data serta kemampuannya dalam mengelola ketidakpastian.

#### 4.1 Perbandingan Hasil Prediksi dan Kesesuaian Data (Goodness of Fit)

Tabel di bawah ini menunjukkan perbandingan antara nilai aktual dengan nilai prediksi yang dihasilkan oleh Regresi Linier Klasik dan Regresi Fuzzy (setelah proses defuzifikasi).

Tabel 7. Komparasi Prediksi OLS dan Prediksi Fuzzy

Periode (t)	Data Aktual (y)	Prediksi OLS ( $\hat{y}$ )	Prediksi Fuzzy ( $z^*$ )	Error OLS (e)	Error Fuzzy (e)
1	120	118,5	119,2	1,5	0,8
2	125	126,2	125,5	-1,2	-0,5
3	132	133,9	131,8	-1,9	0,2
4	128	125,8	127,5	2,2	0,5
5	135	138,1	134,6	-3,1	0,4
RMSE		2,1	0,5		

Berdasarkan perhitungan Root Mean Square Error (RMSE) di atas, terlihat bahwa Regresi Fuzzy memiliki nilai kesalahan yang lebih kecil (0,52) dibandingkan Regresi Linier Klasik (2,11). Hal ini menunjukkan bahwa dalam kasus data ini, model fuzzy memiliki tingkat kesesuaian (goodness of fit) yang lebih tinggi dan lebih mampu mendekati pola data aktual yang mungkin bersifat non-linier atau volatil.

#### 4.2 Analisis Pengukuran Ketidakpastian

Perbedaan utama kedua metode terletak pada cara mendefinisikan rentang ketidakpastian di sekitar nilai prediksi.

1. Lebar Pita Fuzzy Prediksi (Fuzzy Spread) Dalam regresi fuzzy, ketidakpastian diakomodasi melalui koefisien yang memiliki "lebar" atau spread. Hasilnya adalah sebuah pita prediksi yang secara otomatis menyesuaikan dengan variasi data tanpa harus mengikuti asumsi distribusi tertentu.
2. Lebar Interval Kepercayaan OLS (Confidence Interval) Dalam OLS, ketidakpastian diukur menggunakan interval kepercayaan (biasanya 95%). Lebar interval ini sangat bergantung pada standar error dan jumlah data.

Tabel 8. Perbandingan Lebar Interval Ketidakpastian

Periode	Lebar Interval OLS (95% CI)	Lebar Pita Fuzzy (Spread)	Selisih Efisiensi
1	$\pm 4,2$	$\pm 2,5$	1,7
2	$\pm 4,2$	$\pm 2,8$	1,4
3	$\pm 4,2$	$\pm 2,2$	2,0
4	$\pm 4,2$	$\pm 3,0$	1,2
5	$\pm 4,2$	$\pm 2,6$	1,6
Rata-rata	4,2	2,62	1,58

#### 4.3 Inferensi Efisiensi Model

Berdasarkan perbandingan pada Tabel 8, dapat diambil beberapa poin inferensi penting terkait efisiensi kedua metode:

1. Presisi Ketidakpastian: Regresi Fuzzy menghasilkan rata-rata lebar pita yang lebih sempit (2,62) dibandingkan interval kepercayaan OLS (4,2). Hal ini menunjukkan bahwa Regresi Fuzzy lebih efisien karena mampu memberikan rentang prediksi yang lebih fokus (padat) namun tetap mencakup data aktual secara akurat.
2. Akomodasi Fleksibel: Lebar pita fuzzy bersifat dinamis pada setiap periode, menyesuaikan dengan "kekaburan" data pada titik tersebut. Sebaliknya, lebar interval OLS cenderung kaku karena didasarkan pada varians global dari seluruh dataset.
3. Kesimpulan: Regresi Fuzzy terbukti lebih unggul dalam mengelola ketidakpastian pada penelitian ini. Metode ini tidak hanya memberikan nilai titik yang lebih akurat (RMSE lebih rendah), tetapi juga memberikan batasan risiko (lebar interval) yang lebih realistis dan efisien bagi pengambil kebijakan.

Dengan demikian, untuk tujuan peramalan pada data yang memiliki tingkat ketidakpastian tinggi, penggunaan Analisis Regresi Fuzzy memberikan hasil yang lebih representatif dibandingkan pendekatan linier klasik.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada instansi yang telah memberi dukungan financial terhadap pengabdian ini.

### SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan kesimpulan yang diperoleh, penulis memberikan beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan selanjutnya yaitu pengembangan Metode Defuzifikasi yang mana peneliti selanjutnya dapat mencoba membandingkan metode Centre of Gravity dengan metode defuzifikasi lain seperti Mean of Maximum (MoM) atau Bisector untuk melihat apakah terdapat peningkatan akurasi yang lebih signifikan. Perluasan Variabel, dengan penelitian ini dapat dikembangkan dengan menambah variabel independen lainnya yang mungkin memengaruhi hasil peramalan, sehingga model fuzzy yang dibangun menjadi lebih komprehensif. Mengingat efisiensi yang tinggi dari model Regresi Fuzzy ini, disarankan bagi pihak terkait (instansi/perusahaan) untuk mulai mengaplikasikan model ini sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam perencanaan di masa mendatang. Untuk penelitian masa depan, penggunaan algoritma optimasi seperti Genetic Algorithm (GA) atau Particle Swarm Optimization (PSO) dapat dipertimbangkan untuk menentukan koefisien fuzzy secara otomatis guna mendapatkan hasil yang lebih optimal.

### DAFTAR PUSTAKA

- Applied Regression Analysis\_\_Wiley\_Series\_in\_Probability\_and\_Statistics\_Draper&Smith. (n.d.).
- Al-Sabri, E. H. A. (2020). THE FUZZY LINEAR REGRESSION. *Asia Pacific Journal of Mathematics*, 7. <https://doi.org/10.28924/APJM/7-7>
- Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Utara. (Tahun Publikasi Data Terbaru, misalnya 2024). *Statistik Kesejahteraan Rakyat Sumatera Utara [Tahun Data] (Koleksi Data Runtun Waktu)*. Medan: BPS Provinsi Sumatera Utara.
- Groner, G. F., Heafner, J. F., Robinson, T. W., Tanaka, H., & Uejima, S. (n.d.). On-line recognition of hand-printed characters. In *Japanese. Trans. Instit. Electron. Communi. Eng. Japan* (Vol. 59, Issue 6).
- Ishibuchi, H., & Tanaka, H. (1992). Fuzzy regression analysis using neural networks. In *Fuzzy Sets and Systems* (Vol. 50).
- Kahraman, C., Cebi, S., Cevik, S., Basar, O., & Tolga, O. A. C. (2019). Advances in Intelligent Systems and Computing 1029 Intelligent and Fuzzy Techniques in Big Data Analytics and Decision Making. <http://www.springer.com/series/11156>
- Pasha, E., Razzaghnia, T., Allahviranloo, T., Yari, G., & Mostafaei, H. R. (2007). Fuzzy Linear Regression Models with Fuzzy Entropy. In *Applied Mathematical Sciences* (Vol. 1, Issue 35).
- Ramadya, A. L., Dwi, T., Purba, L., Andani, E. W., Sinaga, B. F., Asido, V., Tunas Bangsa, S., & Artikel, G. (2025). Prediksi Tingkat Kemiskinan di Indonesia Menggunakan Metode Logika Fuzzy Tsukamoto Prediction of Poverty Levels in Indonesia Using the Tsukamoto Fuzzy Logic Method Article Info ABSTRAK. *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, 4(1), 2828–9099. <https://doi.org/10.55123/jomlai.v4i1.5955>
- Sawitri, S., & Alisah, E. (2024). Penerapan Metode Fuzzy Weighted Product untuk Mengukur Tingkat Kemiskinan di Wilayah Provinsi Sumatra Barat. *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika*, 3(4), 188–199. <https://doi.org/10.18860/jrmm.v3i4.27119>
- Zadeh\_FuzzySetTheory\_1965. (1965)
- Zimmermann, H.-J. (2001). Fuzzy Set Theory—and Its Applications. In *Fuzzy Set Theory—and Its Applications*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-010-0646-0>