

PERBANDINGAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN, FUZZY, DAN ANFIS PADA PERAMALAN DATA INFLASI INDONESIA

Dwi Ayu Lusia^{*1}, Karen Semathea², Eni Sumarminingsih³, Achmad Efendi⁴

^{1,2,3,4}Universitas Brawijaya, Malang

Email: ¹dwiayulusia@ub.ac.id, ²karensamathea@student.ub.ac.id, ³eni_stat@ub.ac.id, ⁴a_efendi@ub.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 18 Desember 2023, diterima untuk diterbitkan: 20 Juni 2025)

Abstrak

Peramalan adalah teknik penting untuk mengestimasi nilai masa depan berdasarkan data historis. Namun, metode peramalan sering menghadapi tantangan dalam memilih model dengan tingkat akurasi terbaik. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan Fuzzy Metode Sugeno serta gabungan kedua metode yang disebut *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Ketiga metode digunakan untuk meramalkan inflasi bulanan Indonesia. Penerapan ketiga metode membutuhkan penentuan input yang berdasarkan stasioner dan PACF. Data tidak stasioner lag 2 sehingga *Differencing* lag 2 kemudian tidak ada lag yang keluar pada PACF. Berdasarkan kedua hal tersebut ditentukan inputnya ialah Y_{t-1} dan Y_{t-2} . Hasil menunjukkan bahwa metode JST dengan 3 lapisan tersembunyi dengan banyak neuron (2,1,1) memberikan kinerja terbaik (nilai RMSE terkecil sebesar 1,16127 pada data *testing*). Metode terbaik tersebut digunakan untuk meramalkan Inflasi bulan September 2023 hingga Desember 2024 cenderung konstan antara 2,68879% hingga 2,68887%. Kontribusi riset ini adalah metode advance (ANFIS) dengan menggabungkan dua metode (JST dan *Fuzzy*) belum tentu lebih baik daripada metode tanpa penggabungan (JST atau *Fuzzy*).

Kata kunci: *anfis, fuzzy, inflasi, jaringan saraf tiruan*

COMPARISON OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK, FUZZY, AND ANFIS METHODS IN FORECASTING INDONESIAN INFLATION DATA

Abstract

Forecasting is an important technique for estimating future values based on historical data. However, forecasting methods often face challenges in choosing a model with the best level of accuracy. This study aims to compare the performance of the Artificial Neural Network (ANN) and Fuzzy Sugeno Method methods and a combination of the two methods called the *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). The third method is used to predict Indonesia's monthly inflation. The application of the third method requires input determination based on stationary and PACF. The data is not stationary lag 2 so that *Differencing* lag 2 then there is no lag that comes out in PACF. Based on these two things, the input is determined to be $Y_{(t-1)}$ and $Y_{(t-2)}$. The results show that the ANN method with 3 hidden layers with many neurons (2,1,1) gives the best performance (the smallest RMSE value is 1.16127 on the test data). The best method used to predict inflation from September 2023 to December 2024 tends to be constant between 2.68879% to 2.68887%. The contribution of this research is that the advanced method (ANFIS) by combining two methods (ANN and Fuzzy) is not necessarily better than the method without combining (ANN or Fuzzy).

Keywords: *anfis, artificial neural network, fuzzy, inflation*

1. PENDAHULUAN

Peramalan merupakan teknik mengestimasi nilai di masa mendatang berdasarkan informasi dari periode sebelumnya (Rizal dkk., 2021). Pada penelitian ini, metode peramalan yang digunakan meliputi Jaringan Saraf Tiruan dan *fuzzy*, serta gabungan kedua metode yaitu *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.

Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan metode yang mengikuti struktur jaringan saraf manusia. Metode JST mampu mempelajari pola data dan memberikan solusi dengan baik. Namun, metode JST memiliki kesulitan dalam penentuan banyak lapisan yang akan digunakan (Putra dan Walmi, 2020). Metode *fuzzy* menerapkan konsep logika *fuzzy*, di mana aturan-aturan yang digunakan berdasarkan

label linguistik sehingga lebih mudah untuk dipahami oleh masyarakat umum. Namun, metode ini memiliki kesulitan pada penentuan aturan yang digunakan (Ly, 2021).

Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) adalah gabungan dari JST dengan sistem logika *fuzzy*. Metode ANFIS dapat mengatasi kesulitan yang dihadapi oleh metode JST, yaitu penentuan banyak lapisan, dan metode *fuzzy*, yakni penentuan aturan yang akan digunakan. Secara umum, penggabungan beberapa metode akan menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan metode tunggal. Namun, *M3-Competitions* yang dilakukan oleh Makridakis dan Hibon (2000) menyatakan bahwa metode yang lebih kompleks belum tentu menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibandingkan metode yang lebih sederhana, di mana pada kasus ini metode yang kompleks merujuk kepada metode ANFIS dan metode yang sederhana merujuk kepada metode JST dan *fuzzy*.

Ketiga metode dibandingkan kinerjanya dalam meramalkan data testing Inflasi bulanan di Indonesia. Peramalan inflasi penting dilakukan karena inflasi menjadi salah satu indikator atau acuan dalam mengukur stabilitas perekonomian negara. Fluktuasi inflasi dapat mengakibatkan fenomena moneter seperti gejolak ekonomi (Alfiyatin dkk. 2019). Inflasi merupakan suatu keadaan dimana harga umum barang terus-menerus meningkat (Simanungkalit, 2020). Peningkatan harga hanya sekali saja maupun peningkatan harga dari 1 atau 2 barang saja bukan merupakan sebuah inflasi.

Penelitian menggunakan metode JST *Backpropagation* telah dilakukan oleh Sari dkk. (2016) pada data inflasi bulanan di Indonesia. Penelitian tersebut menggunakan data inflasi dari Juli 2005 hingga Desember 2013, yaitu 102 bulan. *Input* yang dipakai berupa Y_{t-1} , Y_{t-2} , Y_{t-3} , serta faktor eksternal *Consumer Price Index*. Menggunakan 3 neuron *hidden*, fungsi aktivasi sigmoid biner, *learning rate* sebesar 0,1 dan 100 *epoch*, menghasilkan RMSE sebesar 0,20396.

Sari dkk. (2017b) melakukan peramalan menggunakan metode *fuzzy* Sugeno orde 1 pada data inflasi bulanan di Indonesia sebanyak 99 bulan, dari Oktober 2005 hingga Desember 2013. *Input* yang digunakan berupa data historis Y_{t-1} , Y_{t-2} , Y_{t-3} , serta faktor eksternal *Consumer Price Index*. Himpunan *fuzzy* dari Y_{t-1} , Y_{t-2} , Y_{t-3} dibagi menjadi 3, yaitu UP, CONSTANT, dan DOWN. Menggunakan fungsi implikasi MIN dan metode defuzzifikasi *Center Average*, nilai RMSE didapatkan sebesar 1,3282.

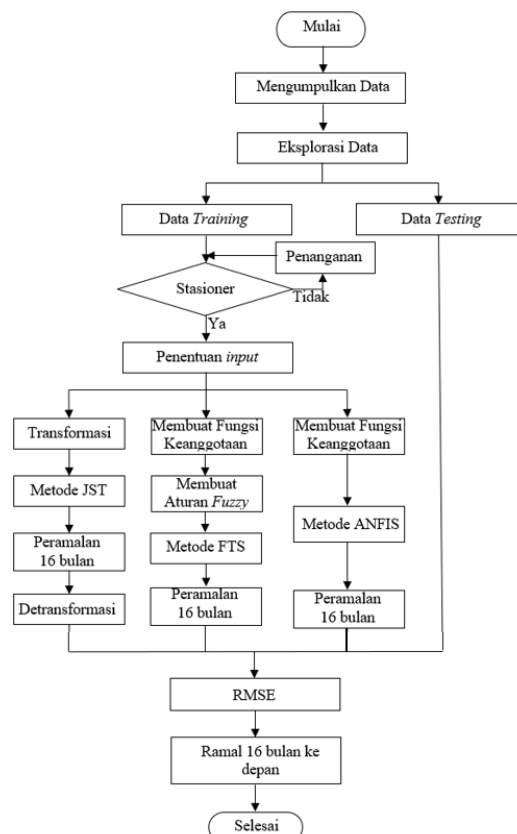
Penelitian dengan menggunakan metode ANFIS untuk peramalan data inflasi bulanan di Indonesia dilakukan oleh Sari dkk. (2017a). Data yang digunakan sebanyak 99 bulan, mulai Oktober 2005 hingga Desember 2013. *Input* yang digunakan Y_{t-1} , Y_{t-2} , Y_{t-3} , serta faktor eksternal *Consumer Price Index*, *Exchange Rate*, *BI Rate*, dan *Money Supply*

sebagai *input*. Dibentuk 2 himpunan *fuzzy*, yaitu UP dan DOWN, dan 4 aturan *fuzzy*. Nilai RMSE yang dihasilkan sebesar 2,382.

Perbedaan penelitian Sari dkk (2016), Sari dkk (2017a) dan Sari dkk (2017b) dengan penelitian ini adalah penelitian ini tidak menggunakan faktor eksternal dan cara penentuan inputnya berbeda serta data yang digunakan sudah *up to date*. Pada penelitian ini, dilakukan peramalan menggunakan data inflasi Indonesia dari Januari 2019 hingga Agustus 2023 dengan metode JST, *fuzzy*, dan ANFIS. *Input* ditentukan berdasarkan stasioneritas dan *lag* yang signifikan pada *plot* PACF. Himpunan *fuzzy* terbagi menjadi 2 dan pada metode *fuzzy* Sugeno digunakan orde 1. Ketepatan peramalan akan dihitung dengan RMSE data *testing* dimana metode terbaik adalah metode dengan RMSE terkecil. Metode terbaik akan digunakan untuk peramalan ke depan.

2. METODE PENELITIAN

Data merupakan data sekunder inflasi bulanan di Indonesia bersumber dari *website* Bank Indonesia. BPS (2023) menyatakan bahwa relevansi Indeks Harga Konsumen (IHK), indikator untuk mengukur inflasi, memiliki jangka waktu 5 tahun. Berdasarkan hal tersebut, maka data yang digunakan pada penelitian ini adalah sebanyak 5 tahun, mulai Januari 2019 hingga Agustus 2023, yakni 56 bulan.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur pada penelitian. Berdasarkan Gambar 1, penelitian dilakukan dengan langkah-langkah berikut.

1. Mengumpulkan data.
2. Eksplorasi data menggunakan *plot time series*.
3. Bagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Peramalan akan dilakukan untuk September 2023 hingga Desember 2024, yakni sebanyak 16 bulan, sehingga ditentukan data *training* sebanyak 40 pengamatan dan data *testing* sebanyak 16 pengamatan.
4. Pengecekan stasioneritas terhadap rata-rata menggunakan uji Augmented Dickey Fuller (ADF). Jika nilai statistik uji < nilai tabel ADF atau $p\text{-value} < \alpha$, maka H_0 ditolak dan data stasioner terhadap rata-rata, begitu pula sebaliknya. Jika data stasioner, lanjut ke langkah 4, jika tidak stasioner lakukan penanganan dengan *differencing* (Aktivani, 2020).
5. Menentukan *input* yang digunakan berdasarkan *lag* yang signifikan pada *plot PACF* data *training* (Yakubu dan Saputra, 2022).
6. Transformasi data *training* menggunakan metode Min-Max (Wahanani dkk., 2020).
7. Lakukan metode JST menggunakan data *training*. Metode JST dijelaskan pada subbab 2.1.
8. Detransformasi data *training* menggunakan *inverse* dari transformasi.
9. Membuat inisialisasi fungsi keanggotaan dengan data *training*.
10. Lakukan metode ANFIS menggunakan data *training*. Metode ANFIS dijelaskan pada subbab 2.2.
11. Menentukan aturan *fuzzy* pada data *training* menggunakan metode Sugeno orde 1. Metode Sugeno dijelaskan pada subbab 2.3.
12. Lakukan metode *fuzzy* menggunakan data *training*.
13. Ramal data *testing* sebanyak 16 bulan menggunakan metode JST, ANFIS, dan *fuzzy* dengan data *training*.
14. Bandingkan hasil ramalan data *testing* metode JST, ANFIS, dan *fuzzy* dengan data *testing* menggunakan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) (Selle dkk., 2022).
15. Ramal data inflasi Indonesia sebanyak 16 bulan ke depan menggunakan metode dengan RMSE terkecil.

2.1. Jaringan Saraf Tiruan

Arsitektur *multi-layer neural network* terdiri atas lebih dari 1 lapisan, dengan lapisan tambahan diantara *input* dan *output* disebut dengan lapisan tersembunyi (Aggarwal, 2018). Neuron pada lapisan tersembunyi disebut dengan neuron *hidden*. Banyak

neuron *hidden* pada setiap lapisan dapat ditentukan menggunakan teori Masters (Lusia dan Ambarwati, 2020). Pada lebih dari satu lapisan tersembunyi, maka banyak neuron *hidden* dapat dihitung dengan persamaan (1) dan (2).

$$r = \frac{b+1}{\sqrt[n_y]{n_x}} \quad (1)$$

$$n_{z,a} = n_y r^{b-a+1} \quad (2)$$

di mana $n_x \geq n_{z,1} \geq n_{z,2} \geq \dots \geq n_{z,b} \geq n_y$.

Keterangan:

n_x : banyak neuron *input*

n_y : banyak neuron *output*

$n_{z,a}$: banyak neuron lapisan tersembunyi ke- a

b : banyak lapisan tersembunyi

Algoritma pembelajaran *backpropagation* adalah sebagai berikut (Kurniawan dkk., 2019 dan Kusuma dkk., 2023).

Langkah 0: Inisialisasi bobot dan bias secara *random*.

Feedforward

Langkah 1: setiap neuron *input* menerima sinyal *input* dan diteruskan ke setiap neuron *hidden*.

Langkah 2: Setiap neuron *hidden* menjumlahkan bias dan perkalian antara neuron pada lapisan sebelumnya dengan bobot. Kemudian menggunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluar.

Langkah 3: Setiap neuron *output* menjumlahkan bias dan perkalian antara neuron pada lapisan sebelumnya dengan bobot. Kemudian menggunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluar.

Backpropagation

Langkah 4: Setiap neuron *output* menerima pola target sesuai dengan pola pembelajaran *input*. Menghitung informasi *error*. Menghitung koreksi bobot. Menghitung koreksi bias.

Langkah 5: Setiap neuron *hidden* menjumlahkan hasil perkalian informasi *error* pada neuron selanjutnya dengan bobot. Menghitung informasi *error*. Menghitung koreksi bobot. Menghitung koreksi bias.

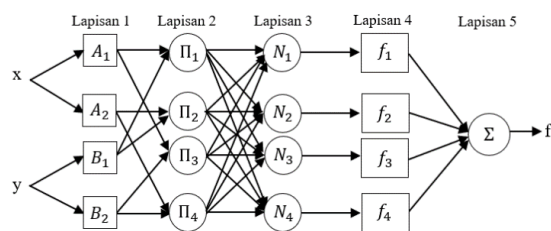
Langkah 6: Setiap neuron *output* dan *hidden* memperbarui bias dan bobotnya.

Langkah 7: Tes kondisi berhenti. Kondisi berhenti adalah jika *epoch* telah lebih dari maksimum *epoch* yang ditentukan atau jika *error* memenuhi batas *error* yang ditentukan. Pada penelitian, digunakan 1, 2, dan 3 lapisan tersembunyi, fungsi aktivasi sigmoid biner, maksimum *epoch* adalah 100.000, dan batas *error* sebesar 20.

2.2. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

Arsitektur ANFIS terdiri dari 5 lapisan, dimana arsitektur tersebut ekuivalen dengan metode FIS Sugeno orde 1 dengan 2 *input* dan aturan (Almumtazah dkk., 2023). Pada penelitian digunakan 4 aturan sehingga arsitektur ANFIS ditunjukkan

seperti pada Gambar 2, di mana x dan y merupakan *input* dan f merupakan *output*.



Gambar 2. Arsitektur ANFIS

Pada lapisan 1, terjadi fuzzifikasi, yakni dengan fungsi keanggotaan *generalized bell*, sehingga *output* merupakan derajat keanggotaan. *Output* pada lapisan 2 merupakan perkalian dari semua sinyal yang masuk. Setiap *output* berupa *firing strength* sebuah aturan *fuzzy*. Lapisan 3 adalah lapisan normalisasi, yaitu perbandingan suatu neuron dengan jumlah seluruh neuron. Pada lapisan 4 atau lapisan defuzzifikasi, sinyal yang masuk dikalikan dengan bagian *consequent* aturan *fuzzy*. Lapisan 5 merupakan lapisan total *output*. Pada lapisan 5, dilakukan perhitungan jumlah dari semua sinyal.

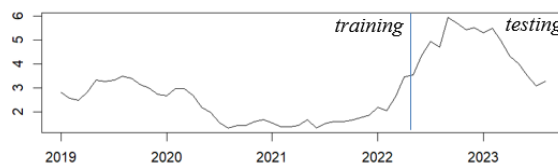
Menurut Deif dkk. (2021), algoritma belajar ANFIS adalah algoritma belajar hibrida, yaitu kombinasi dari algoritma *backpropagation* dengan *Least Square Estimator* (LSE). Algoritma belajar hibrida digunakan untuk optimasi parameter *antecedent* dan *consequent*. Pada penelitian, digunakan maksimum *epoch* sebanyak 100 iterasi.

2.3. Fuzzy Metode Sugeno

Metode *fuzzy* dimulai dengan fuzzifikasi menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell*. Kemudian, setiap *fuzzy rule base* atau aturan *fuzzy* dihitung. Pada aturan *fuzzy*, bagian setelah *IF* disebut dengan *antecedent* dan setelah *THEN* disebut dengan *consequent* (Kartikasari dkk., 2020). Bagian *antecedent* menggunakan operator AND sehingga akan menggunakan nilai minimum dan bagian *consequent* dengan metode Sugeno orde 1 merupakan sebuah persamaan linear (Tundo dkk., 2020). Terakhir, dilakukan metode defuzzifikasi *Weighted Average*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

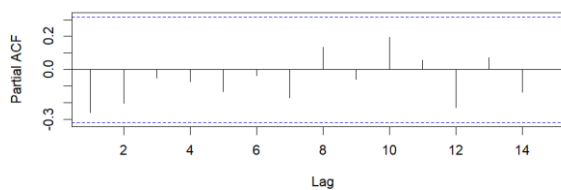
Inflasi bulanan di Indonesia bulan Januari 2019 hingga Agustus 2023, yakni 56 bulan dengan 16 bulan terakhir sebagai data *testing* dapat digambarkan pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3, titik terendah berada pada Agustus 2020 sebesar 1,32%. Titik tertinggi berada pada 5,95% pada September 2022. Sebelum garis biru berupa data *training* dan setelah garis biru adalah data *testing*.



Gambar 3. Plot Inflasi

Selanjutnya ialah pengujian stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey Fuller (ADF). Uji ADF pada Data Training menghasilkan *p-value* sebesar 0,99. Hasil tersebut menunjukkan bahwa data *training* belum stasioner karena masih lebih besar dari $\alpha = 0,05$. Sehingga dilakukan *differencing* 1, menghasilkan *p-value* sebesar 0,54 yang menunjukkan bahwa belum stasioner. Data *training* dengan *differencing* 2 menghasilkan *p-value* = 0,04 lebih kecil dari $\alpha = 0,05$, sehingga dapat disimpulkan data telah stasioner.

Data *training* yang telah dilakukan *differencing* 2 kemudian dibuat plot PACF seperti Gambar 4 untuk menentukan input model JST, ANFIS dan Fuzzy Metode Sugeno.



Gambar 4. Plot PACF

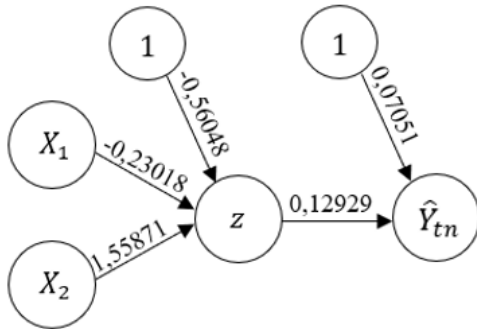
Berdasarkan Gambar 4, tidak terdapat *lag* yang signifikan sehingga penentuan *input* menggunakan hasil *differencing* 2. Penjabaran dari *differencing* 2 menghasilkan *input* model JST, ANFIS dan Fuzzy Metode Sugeno ialah Y_{t-1} dan Y_{t-2} .

3.1. Metode JST

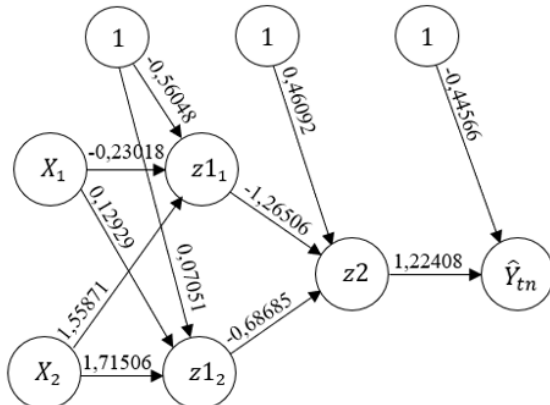
Terdapat 3 hal yang perlu ditentukan dalam JST yaitu arsitektur jaringan, algoritma learning dan fungsi aktiasi. Arsitektur jaringan pada penelitian ini meliputi lapisan input (terdapat 2 neuron), lapisan tersembunyi (maksimal 3 lapisan), dan lapisan output (terdapat 1 neuron). Banyak neuron pada lapisan tersembunyi berdasarkan teori Masters menggunakan persamaan 1 dan 2. Pada 1 lapisan tersembunyi terdapat 1 neuron. Pada 2 lapisan tersembunyi, terdapat 2 neuron di lapisan tersembunyi pertama dan 1 neuron di lapisan tersembunyi kedua atau dapat ditulis (2,1). Pada 3 lapisan tersembunyi, banyak neuron ialah (2,1,1). Algoritma learning yang digunakan ialah *feedforward backpropagation*. Fungsi aktivasi yang digunakan ialah sigmoid.

Setelah penetapan untuk metode JST, data dilakukan transformasi ke [0,1] berdasarkan nilai minimum 1,32 dan maksimum 5,95. Hasil transformasi digunakan untuk optimasi parameter menggunakan Algoritma *feedforward backpropagation*. Nilai optimasi parameter ketiga

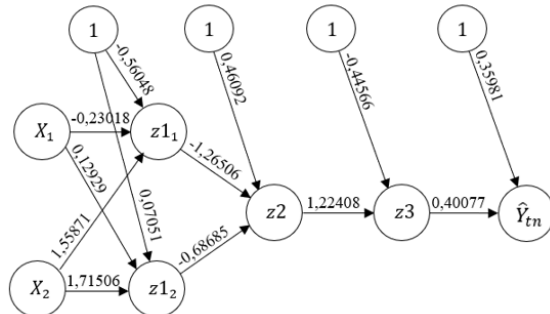
model JST dapat digambarkan arsitekturnya seperti pada Gambar 5, 6, dan 7



Gambar 5. Arsitektur JST 1 Lapisan tersembunyi



Gambar 6. Arsitektur JST 2 Lapisan tersembunyi



Gambar 7. Arsitektur JST 3 Lapisan tersembunyi

Pada Gambar 6, 7, dan 8, $input Y_{t-1}$ ditulis sebagai X_1 dan Y_{t-2} sebagai X_2 . $\hat{Y}_{tn}$ adalah $output$ atau hasil ramalan yang belum didetransformasi.

Setelah terbentuk arsitektur, maka dilakukan peramalan bagi data *testing*. Kemudian, hasil peramalan data *testing* didetransformasi kembali menggunakan *inverse* dari rumus transformasi. Hasil peramalan data *testing* tersebut dan data *testing* digunakan untuk menghitung RMSE. Perbandingan RMSE model JST dengan 1, 2, dan 3 lapisan tersembunyi disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. RMSE Metode JST

Banyak Lapisan Tersembunyi	RMSE
1	2,87814
2	3,23600
3	1,16127

Berdasarkan Tabel 1, dapat diketahui bahwa metode JST dengan 3 lapisan tersembunyi menghasilkan

peramalan yang lebih baik dari pada dengan 1 dan 2 lapisan tersembunyi. Perbandingan RMSE tidak menunjukkan adanya penurunan RMSE (model semakin baik) jika banyak lapisan tersembunyi semakin banyak.

3.2. Metode ANFIS

Terdapat 5 lapisan pada ANFIS. Pada lapisan pertama, dilakukan proses fuzzifikasi. Himpunan fuzzy yang digunakan sebanyak 2, yakni RENDAH dan TINGGI. Fungsi keanggotaan *generalized bell* memiliki 3 parameter yaitu a , b , dan c . Inisialisasi parameter a adalah 1,32 pada RENDAH dan 5,95 pada TINGGI, serta parameter b dan c secara berturut-turut adalah 1 dan 2,315. Kemudian di optimumkan, sampai dapat ditulis fungsi keanggotaannya seperti berikut.

$$\mu_{RENDAH}(Y_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Y_{t-1} - 1,75611}{1,12059} \right|^{2(2,94152)}} \quad (3)$$

$$\mu_{TINGGI}(Y_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Y_{t-1} - 5,84360}{2,52652} \right|^{2(-0,52161)}} \quad (4)$$

$$\mu_{RENDAH}(Y_{t-2}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Y_{t-2} - 1,31888}{2,17719} \right|^{2(0,08546)}} \quad (5)$$

$$\mu_{TINGGI}(Y_{t-2}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Y_{t-2} - 5,00742}{2,11025} \right|^{2(2,42366)}} \quad (6)$$

Lapisan kedua menghasilkan 4 aturan *fuzzy* sebagai berikut.

1. IF (Y_{t-1} is RENDAH) AND (Y_{t-2} is RENDAH) THEN $f_1 = -19,48663Y_{t-1} + 52,66511Y_{t-2} - 50,33604$
2. IF (Y_{t-1} is TINGGI) AND (Y_{t-2} is RENDAH) THEN $f_2 = 30,235Y_{t-1} - 82,80285Y_{t-2} + 82,10698$
3. IF (Y_{t-1} is RENDAH) AND (Y_{t-2} is TINGGI) THEN $f_3 = 25,73623Y_{t-1} - 19,12107Y_{t-2} - 53,31750$
4. IF (Y_{t-1} is TINGGI) AND (Y_{t-2} is TINGGI) THEN $f_4 = -18,98304Y_{t-1} + 9,13937Y_{t-2} + 99,73102$

Kemudian masuk ke lapisan ketiga, empat, dan lima. Optimasi dari data *training* tersebut digunakan untuk meramalkan data *testing*. Hasil RMSE data *testing* menggunakan metode ANFIS sebesar $9,1 \times 10^{18}$. Nilai tersebut sangat besar, hal ini menunjukkan bahwa metode ANFIS kurang baik untuk peramalan inflasi yang memiliki trend.

3.4. Metode Fuzzy

Pada metode *fuzzy*, dilakukan fuzzifikasi, perhitungan tiap aturan *fuzzy*, serta defuzzifikasi. Fuzzifikasi membutuhkan fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang digunakan sama dengan ANFIS yaitu

persamaan (3) sampai (6). Langkah berikutnya ialah aturan fuzzy yang digunakan sama dengan ANFIS, akan tetapi terdapat tambahan dalam perhitungannya *antecedent* dengan hasil α -predikat dan bagian *consequent* dengan hasil nilai *crisp*. Aturan fuzzy seperti berikut:

1. IF (Y_{t-1} is RENDAH) AND (Y_{t-2} is RENDAH) THEN
Antecedent:
 $\alpha_1 = \min(\mu_{RENDAH}(Y_{t-1}); \mu_{RENDAH}(Y_{t-2}))$
Consequent:
 $f_1 = -19,48663Y_{t-1} + 52,66511Y_{t-2} - 50,33604$
2. IF (Y_{t-1} is TINGGI) AND (Y_{t-2} is RENDAH) THEN
Antecedent:
 $\alpha_2 = \min(\mu_{TINGGI}(Y_{t-1}); \mu_{RENDAH}(Y_{t-2}))$
Consequent:
 $f_2 = 30,235Y_{t-1} - 82,80285Y_{t-2} + 82,10698$
3. IF (Y_{t-1} is RENDAH) AND (Y_{t-2} is TINGGI) THEN
Antecedent:
 $\alpha_3 = \min(\mu_{RENDAH}(Y_{t-1}); \mu_{TINGGI}(Y_{t-2}))$
Consequent:
 $f_3 = 25,73623Y_{t-1} - 19,12107Y_{t-2} - 53,31750$
4. IF (Y_{t-1} is TINGGI) AND (Y_{t-2} is TINGGI) THEN
Antecedent:
 $\alpha_4 = \min(\mu_{TINGGI}(Y_{t-1}); \mu_{TINGGI}(Y_{t-2}))$
Consequent:
 $f_4 = -18,98304Y_{t-1} + 9,13937Y_{t-2} + 99,73102$

(8)

Langkah terakhir pada Fuzzy metode Sugeno adalah defuzzifikasi. Metode defuzzifikasi menggunakan *weighted average* yang dapat ditulis seperti berikut.

$$\hat{Y}_t = \frac{\alpha_1 f_1 + \alpha_2 f_2 + \alpha_3 f_3 + \alpha_4 f_4}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4} \quad (9)$$

Langkah tersebut dilakukan untuk meramalkan data *testing*. Kemudian hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual menggunakan RMSE. Nilai RMSE sebesar $8,1 \times 10^{19}$. Nilai tersebut termasuk besar sehingga Fuzzy metode Sugeno tidak baik digunakan untuk meramalkan Inflasi di Indonesia yang memiliki trend.

3.5. Perbandingan RMSE

Perbandingan nilai RMSE bagi metode JST dengan 3 lapisan tersembunyi, ANFIS, dan fuzzy disajikan pada Tabel 2.

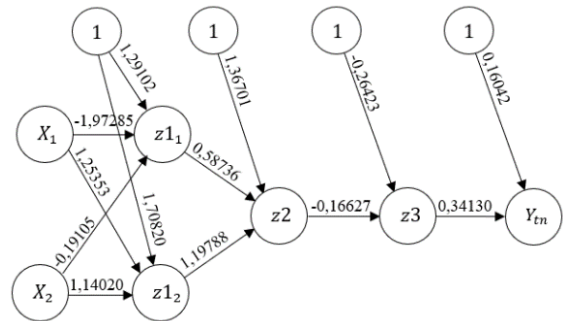
Tabel 2. Perbandingan RMSE JST 3 Lapisan tersembunyi, ANFIS, dan Fuzzy

Metode	RMSE
JST 3 Lapisan tersembunyi	1,16127
ANFIS	$9,1 \times 10^{18}$
Fuzzy Metode Sugeno	$8,1 \times 10^{19}$

Berdasarkan Tabel 2, karena metode JST dengan 3 lapisan tersembunyi memiliki RMSE terkecil, maka metode tersebut merupakan metode terbaik. Hasil tersebut sesuai dengan *M3-Competition*, yaitu metode yang lebih kompleks tidak selalu menghasilkan peramalan yang lebih baik daripada metode yang lebih sederhana.

3.5. Peramalan 16 Bulan ke Depan

Metode JST dengan 3 lapisan tersembunyi digunakan pada peramalan Inflasi ke depan untuk September 2023 hingga Desember 2024. Dengan langkah-langkah yang sama seperti subab 3.1, data *training* dan *testing* digabung untuk mengoptimasi nilai parameter metode JST dengan 3 lapisan tersembunyi. Gambar 8 merupakan arsitektur yang terbentuk dari optimasi nilai parameter.



Gambar 8. Arsitektur JST Ramalan 16 Bulan ke Depan

Berdasarkan Gambar 8, dapat ditulis persamaan model JST dengan 3 lapisan tersembunyi seperti berikut:

$$z1_1 = \frac{1}{1 + \exp(-(1,29 - 1,97X_1 - 0,19X_2))} \quad (10)$$

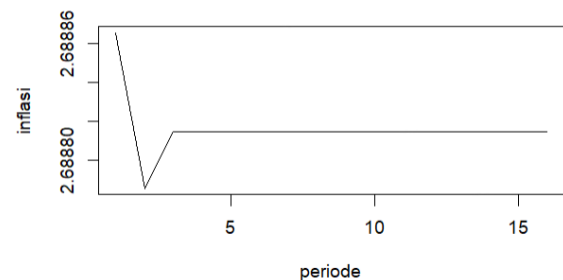
$$z1_2 = \frac{1}{1 + \exp(-(1,71 + 1,25X_1 + 1,14X_2))} \quad (11)$$

$$z2 = \frac{1}{1 + \exp(-(1,37 + 0,59z1_1 + 1,20z1_2))} \quad (12)$$

$$z3 = \frac{1}{1 + \exp(-(-0,26 - 0,17z2))} \quad (13)$$

$$Y_{tn} = \frac{1}{1 + \exp(-(0,16 + 0,34z3))} \quad (14)$$

Persamaan tersebut digunakan untuk meramalkan 1 kedepan sampai sebanyak 16 bulan. Hasil peramalan ditunjukkan oleh Gambar 9.



Gambar 9. Hasil Ramalan 16 Bulan ke Depan

Berdasarkan Gambar 9, ramalan inflasi memiliki titik terendah di 2,68879%. Titik tertinggi berada di 2,68887%. Bulan November 2023 hingga Desember 2024 mempunyai inflasi yang konstan di 2,68881%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode yang paling baik untuk peramalan Inflasi di Indonesia adalah JST dengan 3 lapisan tersembunyi (2,1,1). Hal tersebut dibuktikan dengan nilai RMSE data *testing* paling rendah terdapat pada JST daripada Fuzzy atau ANFIS. Peramalan Inflasi bulan September 2023 hingga Desember 2024 cenderung konstan antara 2,68879% hingga 2,68887%. Selain itu, dapat diketahui bahwa metode ANFIS dan fuzzy lebih cocok digunakan untuk data *time series* tanpa tren, karena aturan yang terbentuk pada data *training* menjadi tidak relevan jika terdapat tren pada data *testing*. Hasil penelitian juga mengindikasikan bahwa jumlah lapisan tersembunyi pada JST perlu dieksplorasi secara hati-hati, karena penambahan lapisan tidak selalu meningkatkan akurasi model.

DAFTAR PUSTAKA

- AGGARWAL, C.C., 2018. *Neural Networks and Deep Learning*. New York: Springer.
- AKTIVANI, S., 2021. Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 6(1), 26-33.
- ALFIYATIN, A. N., MAHMUDY, W. F., ANANDA, C. F. & ANGGODO, Y. P., 2019. Penerapan Extreme Learning Machine (ELM) untuk Peramalan Laju Inflasi di Indonesia. *JTIK*, 6(2), 179-186.
- ALMUMTAZAH, N., KIROMI, M. S. & ULINNUHA, N., 2023. Klasifikasi Alzheimer Berdasarkan Data Citra MRI Otak Menggunakan FCM dan ANFIS. *JTIK*, 10(3), 613-622.
- BPS, 2023. *Pemutakhiran Tahun Dasar dalam Penghitungan Indeks Harga Konsumen (IHK)*. Tersedia melalui: <<https://blorakab.bps.go.id/news/2020/04/15/53/pemutakhiran-tahun-dasar-dalam-penghitungan-indeks-harga-konsumen--ihk-.html>> [Diakses 6 Oktober 2023].
- DEIF, M., HAMMAM, R. & SOLYMAN, A., 2021. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for Rapid Diagnosis of COVID-19 Cases Based on Routine Blood Tests. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 14(2), 178-189.
- KARTIKASARI, R. Y., PRAKARSA, G. & PRADEKA, D., 2020. Optimization of Traffic Light Control Using Fuzzy Logic Sugeno Method. *International Journal of Global Operations Research*, 1(2), 51-61.
- KURNIAWAN, E., WIBAWANTO, H. & WIDODO, D. A., 2019. Implementasi Metode Backpropagation dengan Inisialisasi Bobot Nguyen Widrow untuk Peramalan Harga Sagam. *JTIK*, 6(1), 49-54.
- KUSUMA, L. P., PRASETIO, B. H. & SETIAWAN, E., 2023. Sistem Identifikasi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) Berdasarkan Suara Paru-paru Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Raspberry Pi. *JTIK*, 10(1), 215-226.
- LUSIA, D. A. & AMBARWATI, A., 2020. Desain Faktorial untuk Pembuktian Teori Masters dalam Penentuan Jumlah Lapisan dan Neuron Tersembunyi Pada Peramalan Multivariat dengan Jaringan Syaraf Tiruan. *JTIK*, 7(1), 41-50.
- LY, K. T., 2021. A COVID-19 Forecasting System Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference. *Finance Research Letters* 41.
- MAKRIDAKIS, S. & HIBON, M., 2000. The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications. *International Journal of Forecasting*, 16, 451-476.
- PUTRA, H. & WALMI, N. U., 2020. Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 6(2), 100-107.
- RIZAL, M., INDAH, D. R. & MEUTIA, R., 2021. Analisis Peramalan Produksi Menggunakan Trend Moment Pada Kilang Padi Do'a Ibu Diperlak Kecamatan Peureulak. *SAMUKA: Jurnal Samudra Ekonomika*, 5(1), 161-168.
- SARI, N.R., MAHMUDY, W. F. & WIBAWA, A. P., 2016. Backpropagation on Neural Network Method for Inflation Rate Forecasting in Indonesia. *Int. J. Advance Soft Compu. Appl.*, 8(3), 70-87.
- SARI, N.R., MAHMUDY, W. F. & WIBAWA, A. P., 2017a. Comparison of ANFIS and NFS on Inflation Rate Forecasting. *5th International Conference on Electrical, Electronics, and Information Engineering*, 123-230.
- SARI, N.R., MAHMUDY, W. F. & WIBAWA, A. P., 2017b. Mengukur Performa Model TSK Fuzzy Logic Menggunakan Faktor Eksternal untuk Peramalan Laju Inflasi. *MATICS: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 9(1), 27-32.
- SELLE, N., YUDISTIRA, N. & DEWI, C., 2022. Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN). *JTIK*, 9(1), 155-162.

- SIMANUNGKALIT, E. F. B., 2020. Pengaruh Inflasi Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *Journal of Management*, 13(3), 327-340.
- TUNDO, AKBAR, R. & SELA, E. I., 2020. Analisis Perbandingan Fuzzy Tsukamoto dan Sugeno dalam Menentukan Jumlah Produksi Kain Tenun Menggunakan Base Rule Decision Tree. *JTIK*, 7(1), 171-180.
- YAKUBU, U. A. & SAPUTRA, M. P. A., 2022. Time Series Model Analysis Using Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF) for E-Wallet Transactions during a Pandemic. *International Journal of Global Operations Research*, 3(3), 80-85.
- WAHANANI, H. E., SWARI, M. H. P. & AKBAR, F. A., 2020. Case Based Reasoning Prediksi Waktu Studi Mahasiswa Menggunakan Metode Euclidean Distance dan Normalisasi Min-Max. *JTIK*, 7(6), 1279-1288.