

Peramalan Nilai Tukar Petani Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average – Artificial Neural Network* (ARIMA – ANN)

Kevin Synagogue Panjaitan¹

¹Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Jambi, Mendalo Darat, Kec. Jambi Luar Kota, Jambi, 36361

* Penulis Korespondensi, e-mail: kpanjaitan123@gmail.com

Abstract

Indonesia is a country with a large population, and the majority of its people still rely on the agricultural sector for their livelihoods. This sector makes a significant contribution to the national economy through employment absorption, exports, and its share of the Gross Domestic Product (GDP). To measure farmers' welfare, the Farmers' Terms of Trade for the Food Crops subsector (NTPP) is used as an indicator. This study aims to forecast the NTPP in North Sumatra Province using the Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average–Artificial Neural Network (ARIMA-ANN) method. This method combines the strength of ARIMA in capturing linear patterns with the ability of ANN to model nonlinear patterns from the ARIMA residuals. The results show that the best model for forecasting NTPP is $\hat{Y}_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t + 0,3284 \cdot \varepsilon_{t-1} + f(\varepsilon_{t-1})$, consisting of ARIMA(0,1,1) and ANN components. This model has proven effective in producing accurate forecasts and can be used as a reference for policymakers in efforts to improve farmers' welfare in rural areas, particularly in North Sumatra Province.

Keywords: *exchange rate; forecasting; Hybrid ARIMA-ANN; NTPP*

Abstrak

Indonesia merupakan negara dengan jumlah penduduk yang besar dan sebagian besar masyarakatnya masih menggantungkan hidup pada sektor pertanian. Sektor ini memiliki kontribusi signifikan terhadap perekonomian nasional melalui penyerapan tenaga kerja, ekspor, serta sumbangan terhadap Produk Domestik Bruto (PDB). Untuk mengukur kesejahteraan petani, digunakan indikator Nilai Tukar Petani subsektor Pangan (NTPP). Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan NTPP di Provinsi Sumatera Utara menggunakan metode Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average–Artificial Neural Network (ARIMA-ANN). Metode ini mengombinasikan kekuatan ARIMA dalam menangkap pola linier dengan kemampuan ANN dalam memodelkan pola nonlinier dari residual ARIMA. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik untuk meramalkan NTPP adalah $\hat{Y}_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t + 0,3284 \cdot \varepsilon_{t-1} + f(\varepsilon_{t-1})$, yang terdiri dari komponen ARIMA(0,1,1) dan ANN. Model ini terbukti efektif dalam menghasilkan peramalan yang akurat, sehingga dapat dijadikan rujukan bagi pengambil kebijakan dalam upaya meningkatkan kesejahteraan petani di wilayah perdesaan, khususnya di Provinsi Sumatera Utara.

Katakunci: *hybrid ARIMA-ANN; NTPP; nilai tukar; peramalan*

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara dengan jumlah penduduk dengan total penduduk 270,20 juta jiwa (BPS, 2021). Sebagian besar masyarakat Indonesia yang tergolong dalam masyarakat agraris karena masih mengandalkan sektor pertanian (Dumasari, 2020), pernyataan tersebut didukung oleh (Agronews, 2024) bahwasanya hampir 29.36% sektor ini menyerap tenaga kerja yang ada di Indonesia dan sektor ini menyumbang ekspor pendapatan negara sebesar 374 juta dollar AS (Pertanian, 2024). Sektor ini juga memiliki peran signifikan bagi ekonomi dengan memberikan kontribusi terhadap Pertumbuhan Domestik Bruto(PDB) mencapai 1005.40 triliun rupiah pada tahun 2018 (Republika, 2018), dalam hal lainnya Sektor ini menjadi sumber utama mata pencaharian bagi sebagian besar penduduk di wilayah penduduk perdesaan (Dahar and Fatmawati, 2016). Oleh karena itu, kesejahteraan petani perlu diperhatikan. Terkait hal ini untuk menilai tingkat kesejahteraan petani, maka diperlukan alat tolak ukur, alat untuk mengukur hal tersebut yaitu Nilai Tukar Petani subsektor

Pangan (NTPP) (Peraning, 2025). NTTP juga sangat berpengaruh simultan terhadap konsumsi rumah tangga di wilayah tersebut (Tenriawaru et al., 2021).

Peramalan deret waktu adalah metode statistik yang menganalisis pola data berdasarkan urutan waktu, seperti data harian, mingguan, bulanan, atau tahunan, dengan asumsi bahwa data dalam deret waktu tersebut saling variabel saling berkorelasi atau memiliki ketergantungan dengan variabel itu sendiri dan untuk meramalkan variabel itu sendiri dimasa mendatang (Juanda and Junaidi, 2012). Salah satu contoh metode peramalan yaitu *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average-Artificial Neural Network* (ARIMA-ANN). Metode *Hybrid* ARIMA-ANN sangat efektif dikarenakan kedua kombinasi ini sangat kompleks, dimana metode ARIMA dapat menangkap pola *linier* seperti pola tren dan musiman. Sedangkan ANN menangkap pola *nonlinier* yang menangani *residual* dari metode ARIMA (Zhang, 2003). Metode ini juga banyak dilakukan oleh beberapa peneliti berikut contohnya penelitian yang dilakukan oleh (Supriyanto, 2017). Penelitian melakukan peramalan terhadap jumlah penumpang penerbangan domestik pada terminal Bandara Internasional Juanda menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average - Artificial Neural Network* (ARIMA-ANN). Hasilnya menunjukkan bahwasanya metode Hybrid ARIMA-ANN memberikan nilai akurasi yang baik dibandingkan metode ARIMA dengan akurasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk Hybrid ARIMA-ANN sebesar 4,13% dan ARIMA sebesar 7,33%. Selain itu penelitian ini pernah juga dilakukan oleh (Cadenas and Rivera, 2016) dengan metode yang sama. Penelitian ini melakukan peramalan terkait kecepatan angin di tiga lokasi di Meksiko terpisah yaitu Isla de Cedros, Cerro de la Virgen, dan Holbox. Hasil penelitian ini menyimpulkan bahwa metode *Hybrid ARIMA-ANN* memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan metode *ARIMA* dan *ANN* yang digunakan secara terpisah. Hasilnya menunjukkan bahwa metode *Hybrid ARIMA-ANN* mampu meramalkan kecepatan angin dengan lebih akurat dibandingkan metode *ARIMA* maupun *ANN* secara terpisah.

Oleh karena itu berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, metode *Hybrid ARIMA-ANN* sangat baik digunakan dalam meramalkan suatu data di masa datang. Sehingga hal ini menjadi alasan yang kuat pada penelitian ini menggunakan metode *Hybrid ARIMA-ANN* untuk meramalkan NTP Provinsi Sumatera Utara untuk periode yang akan datang yang agar kedepannya berguna bagi pemerintah sumatera utara dalam mengambil kebijakan terkait kesejahteraan petani.

METODE PENELITIAN

Nilai Tukar Petani (NTP)

Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan indikator kesejahteraan petani yang mencerminkan daya beli pendapatan petani dalam memenuhi kebutuhan rumah tangganya. Semakin tinggi daya beli petani, semakin tinggi pula NTP, yang menunjukkan kekuatan relatif nilai komoditas hasil pertanian terhadap

barang dan jasa yang dikonsumsi petani (Marsudi et al., 2020). Jika $NTP > 100$, petani mengalami surplus karena kenaikan harga hasil produksi lebih besar dibandingkan dengan kenaikan harga konsumsi dan biaya produksi. Jika $NTP = 100$, petani berada dalam kondisi impas (*break-even*), di mana perubahan harga produksi sebanding dengan perubahan harga konsumsi dan biaya produksi. Sebaliknya, jika $NTP < 100$, petani mengalami defisit karena kenaikan harga produksi lebih kecil dibandingkan dengan kenaikan harga konsumsi dan biaya produksi (Marsudi et al., 2020). NTP mencakup lima subsektor pertanian, yaitu Tanaman Pangan, Hortikultura, Perkebunan Rakyat, Peternakan, dan Perikanan. Perhitungan NTP didasarkan pada Survei Harga Perdesaan yang dilakukan setiap bulan di seluruh provinsi, termasuk Provinsi Jambi (BPS, 2024).

Autoregressive Moving Avarange (ARIMA)

Model deret waktu ARIMA merupakan model deret waktu untuk memprediksi data deret waktu yang tidak stasioner. Model ARIMA merupakan perkembangan model ARMA yang ditambahkan metode *Integrated* untuk membuat data menjadi stasioner agar data dapat diprediksi seperti model deret waktu ARMA. Seperti halnya model ARMA, komponen Autoregressive (AR) dan Moving Average (MA) digunakan untuk menangkap pola hubungan dalam data stasioner yang telah diperoleh. ARIMA adalah model banyak digunakan untuk banyak data deret waktu yang muncul dalam perilaku lokal dari deret waktu stasioner sangat bergantung pada level dari I_t . Karena model ARIMA dapat disebut juga model ARMA dengan ditambahkan metode *Integrated* agar data menjadi *stasioner* maka kita dapat melihat model ARIMA pada persamaan berikut:

$$(B) Z_t = \phi(B) \nabla^d Z_t = \theta_0 + \theta(B) a_t \quad (1)$$

Dimana:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

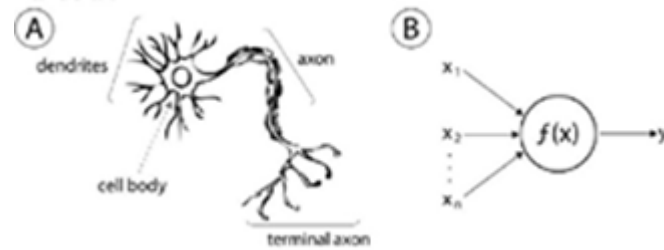
$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

Metode penelitian dideskripsikan secara jelas dan rinci, menguraikan cara dan tahapan kegiatan penelitian. Diuraikan pula tentang: [TNR, 11 pt, spasi 1.5]

- a. Populasi dan pengambilan sampel,
- b. Pengukuran dan pengumpulan data,
- c. Desain percobaan, variabel dan analisis data.

Artifisial Neural Network (ANN)

Artifisial Neural Network (ANN) bekerja layaknya menirukan jaringan saraf biologis yang dimiliki manusia hal ini dapat dilihat dari gambar berikut Kemiripan ANN dengan sistem jaringan saraf pada tubuh manusia jika dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Jaringan Saraf Manusia dan ANN

Gambar 1. terlihat bahwa pada label A dan label B pada bagian dendrit berfungsi sama halnya seperti input *neuron* atau node dalam ANN yang berfungsi untuk menerima sinyal atau data informasi, kedua *Cell Body* pada bagian ini berfungsi sebagai fungsi aktivasi dalam ANN. dan yang terakhir *Axon* untuk bagian ini berfungsi untuk mengirimkan sinyal ke *neuron* mirip dengan output dalam ANN. Kemiripan lainnya yang terlihat kontras yaitu pada bagian bagian yang telah dijelaskan diatas bagian tersebut membentuk jaringan yang saling terhubung dan kompleks untuk memproses informasi data sesuai yang diinginkan (Lesnussa et al., 2017). Dari penjelasan diatas komponen-komponen pada ANN masih sederhana dalam hal ini komponen-komponen ANN secara umum yaitu (Tahir et al., 2021)

1. *neuron* atau node

Komponen ini berfungsi sebagai elemen pemrosesan dalam data informasi dimana semua proses perhitungan dilakukan di komponen ini.

2. Lapisan (*Layer*)

Layer adalah sekumpulan *neuron* atau node keterhubungan neuron tersebut dikelompokkan menjadi beberapa layer diantaranya: *layer input*, *layer hidden* dan *layer output*

3. Masukan (*Input*)

Merupakan sebuah data masukan pada ANN hanya berupa data *kuantitatif* sehingga jika pengolahan data *kualitatif* seperti sinyal suara, gambar, atau sinyal radio data tersebut harus dikonversi menjadi data *kuantitatif* dengan metode yang relevan.

4. Keluaran (*Output*)

Keluaran dari kumpulan node yang berada dari beberapa *layer*. Dalam hal ini hasil keluaran ANN adalah berupa data *kuantitatif* juga,

5. Bobot (*Weight*)

Bobot dari sebuah ANN berupa deretan angka yang sangat penting untuk mengoptimalkan dan akan memungkinkan sebuah sistem menerjemahkan data masukan secara benar dan menghasilkan sebuah keluaran yang diinginkan.

Metode *Hybrid* ARIMA-ANN

Metode hybrid ARIMA -ANN merupakan perkembangan dalam peramalan data *time series*, Hal ini bertujuan dari untuk menganalisis informasi *linear* dan *nonlinear* pada data dalam hal ini metode

ARIMA digunakan untuk menganalisis informasi linear dalam data dan metode ANN untuk menganalisis informasi *nonlinear* pada data. Alasannya karena model ARIMA tidak dapat menangkap informasi *nonlinear* dalam data, Dalam hal ini *residual* dari model linear akan mengandung informasi *nonlinear* mengenai pola yang belum terjelaskan kemudian *residual* dari peralamalan ARIMA akan diramalakan dengan metode ANN (Zhang, 2003). Keuntungann dari metode ini yaitu dapat meningkatkan efisiensi dalam tahapan analisis peramalan deret waktu sehingga hasil peramalan tersebut akan lebih akurat dikarenakan metode ini menangkap informasi *linear* maupun informasi *nonlinear*. Secara umum metode *hybrid* ARIMA-ANN dapat dituliskan sebagai berikut (Zhang, 2003):

$$y_t = L_t + N_t \quad (2)$$

dengan:

y_t : nilai aktual ke- t

L_t : komponen linear ke- t

N_t : komponen nonlinear ke- t

t : indeks waktu

Langkah pertama akan digunakan ARIMA sebagai komponen linear dilihat dari persamaan 1

$$e_t = y_t - \hat{L}_t \quad (3)$$

dimana:

$\hat{L}_t$: hasil peramalan dari model ARIMA

e_t : Residual ARIMA

y_t : Data aktual

Residual memiliki peran yang sangat penting. Hal ini dikarenakan *residual* berisikan informasi *nonlinear* pada data (Zhang, 2003), Oleh karena itu *residual* akan dimodelkan menggunakan ANN tujuannya informasi *non-linear* dapat ditemukan. Dengan demikian, model ANN untuk *residual* dengan n input dapat dinyatakan sebagai:

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-n}) + \varepsilon_t \quad (4)$$

dengan:

f : Fungsi Aktivasi setiap node pada ANN

e_t : Residual ARIMA

ε_t : bias masing masing node pada ANN

Sehingga kombinasi peramalan dalam model hybrid dapat dinyatakan sebagai:

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (5)$$

dengan:

$\hat{y}_t$: Formula Hybrid ANN-ARIMA

$\hat{L}_t$: Komponen ARIMA

$\hat{N}_t$: Komponen ANN

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian ini dibantu oleh perangkat lunak R, karena perangkat lunak ini sangat mendukung dalam penelitian terkait statistika.

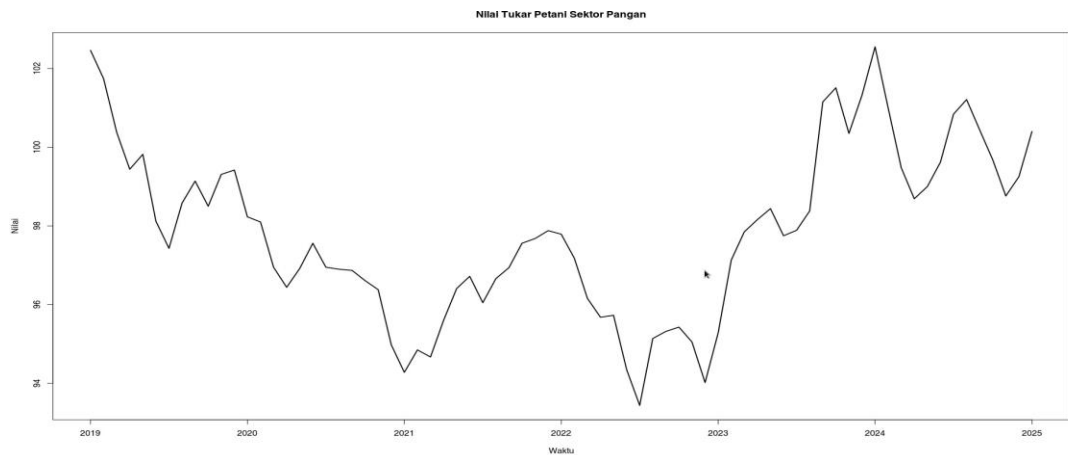
Persiapan Data

Data diambil melalui *web site* <https://bps.go.id/>. Data Nilai Tukar Petani Pangan (NTPP) yang diambil perbulan, dimulai dari januari 2019 – januari 2025 dan membagi data 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji yang disajikan pada tabel 1.

Tabel 1. Data tahun 2019 – 2025

Tahun	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	102.46	101.74	100.38	99.44	99.82	98.12	97.43	98.58	99.14	98.50	99.31	99.42
2020	98.23	98.10	96.95	96.44	96.92	97.56	96.95	96.90	96.87	96.61	96.38	94.98
2021	94.28	94.85	94.67	95.60	96.41	96.72	96.05	96.66	96.94	97.56	97.68	97.88
2022	97.79	97.18	96.16	95.68	95.73	94.35	93.44	95.14	95.32	95.43	95.05	94.02
2023	95.28	97.13	97.85	98.16	98.44	97.75	97.89	98.38	101.15	101.51	100.35	101.32
2024	102.55	101.00	99.48	98.69	99.00	99.62	100.84	101.21	100.44	99.68	98.76	99.25
2025	100.40											

Adapun data nilai tukar petani pangan Sumatera Utara disajikan dengan plot data yang dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Data nilai tukar petani pangan Sumatera Utara

i. Statistik Deskriptif

Nilai Tukar Petani Sektor Pangan Sumetra

Utara *Min.* : 93.44

1st Qu.: 96.41

Median : 97.79

Mean : 97.86

3rd Qu.: 99.42

Max. :102.55

Hasil statistik deskriptif Nilai Tukar Petani (NTP) sektor pangan di Sumatera Utara menunjukkan bahwa nilai minimum sebesar 93,44 dan maksimum 102,55, dengan rata-rata 97,86 dan median 97,79. Nilai-nilai ini mengindikasikan bahwa dalam sebagian besar periode pengamatan, petani mengalami kesulitan karena NTP umumnya berada di bawah 100 mengabitkan bahwasanya petani mengalami defisit akibat naiknya biaya produksi dimana Sebanyak 25% data berada di bawah 96,41, dan 75% di bawah 99,42 tentu saja hal ini sangat memperhatikan. Rentang fluktuasi cukup besar jika dilihat antara nilai minimumnya yaitu 93,44 hingga 102,55 hal ini mencerminkan ketidakstabilan pada data NTPP.

ii. Hasil Pemeriksaan outlier

Outliers based on IQR method: `numeric(0)`
Outliers based on Z-Score method: `numeric(0)`

Hasil pemeriksaan *outlier* menggunakan dua metode berbeda menunjukkan konsistensi yang tinggi pada data Nilai Tukar Petani (NTP). Baik metode *Interquartile Range* (IQR) maupun *Z-Score* sama-sama mengembalikan hasil `numeric(0)`, yang berarti tidak terdeteksi adanya *outlier* dalam dataset. Hal ini mengindikasikan bahwa seluruh nilai NTP berada dalam rentang normal, sehingga distribusi data dapat dikatakan homogen tanpa adanya nilai ekstrem yang menyimpang. Hasil ini memperkuat reliabilitas analisis statistik deskriptif sebelumnya, karena tidak terdapat pencilan yang perlu ditangani atau dihapus dari dataset.

Identifikasi Model ARIMA

i. Hasil Uji kestasioneran data

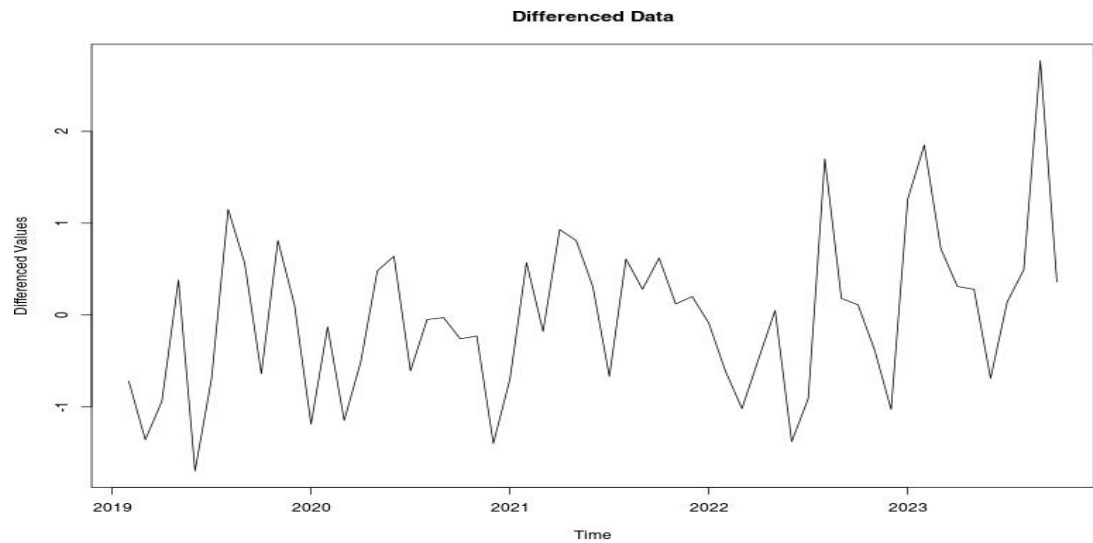
Dickey -Fuller = -0.94627 , Lag `order` = 3, p-value = 0.9387
alternative hypothesis: stationary

Hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) menunjukkan bahwa statistik uji sebesar -0.94627 dengan p-value 0.9387, yang jauh lebih besar dari 0.05, sehingga data disimpulkan data ini tidak stasioner. Dalam Hal ini akan dilakukan *differencing* kemudian dilakukan uji ADF kembali. Berikut hasil *differencing* terlihat pada Gambar 3.

Stasioner untuk mengetahui lebih lanjut maka akan dilakukan uji ADF kembali menghasilkan:

Augmented Dickey -Fuller Test
Dickey -Fuller = -4.094 , Lag `order` = 3, p-value = 0.01186 *alternative hypothesis: stationary*

Hasil uji ADF menunjukkan bahwa statistik uji sebesar -4.094 dengan p-value 0.01186 lebih kecil dari 0.05, sehingga kita tidak dapat menerima hipotesis nol dengan kata lain dapat disimpulkan data ini telah stasioner.



Gambar 3. Hasil *differencing* data NTPP

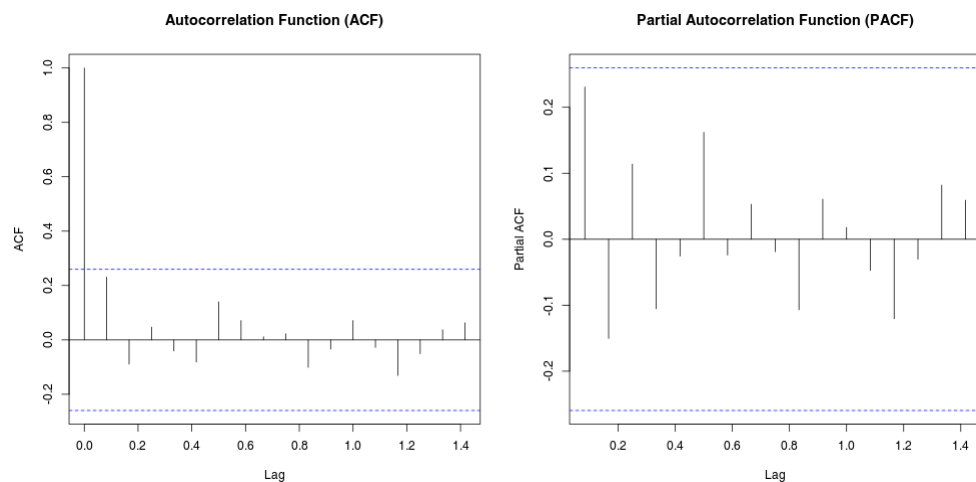
- ii. Menentukan orde model ARIMA berdasarkan ACF dan PACF Berdasarkan data yang telah stasioner berikut dapat dilihat pada gambar 4. Jika dilihat pada Gambar 4 terlihat bahwa pada ACF, hanya lag 1 yang signifikan sebelum turun mendekati nol dan untuk PACF tidak terlihat. Pola ini menunjukkan bahwa data setelah differencing dapat dimodelkan menggunakan ARIMA (0,1,1), Oleh karen itu model ini masih perlu divalidasi lebih lanjut pada tahap Estimasi Paramternya untuk melihat parameter yang signifikan .

Estimasi Parameter ARIMA

- i. Hasil Estimasi Paramter

Hasil estimasi paramater menunjukkan:

```
arima(x = train, order = c(0, 1, 1)) Coefficients:
mal 0.3284
s.e. 0.1503
```



Gambar 4. ACF & PACF plot untuk pemodelan ARIMA

ii. Hasil nilai AIC dan BIC.

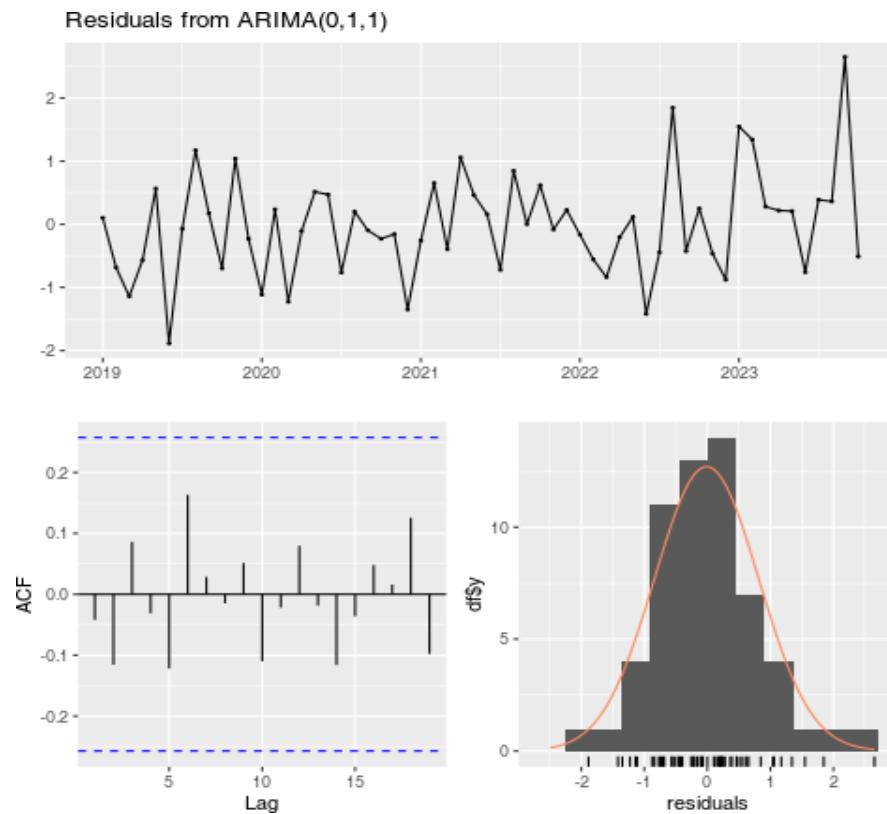
Hasil nilai AIC dan BIC menunjukkan:

```
arima(x = train , order = c(0, 1, 1)) AIC = 144.2068
BIC = 148.2929
```

Uji Diagnostik Model ARIMA

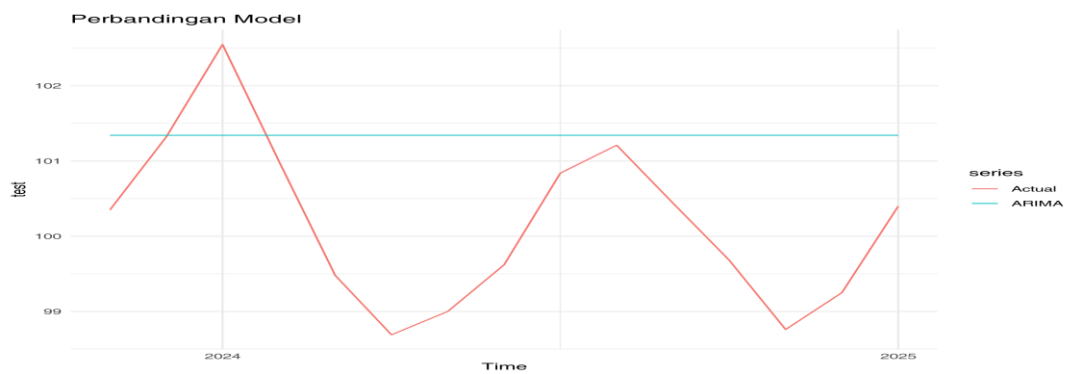
i. Hasil Uji diagnostik

Hasil Uji diagnostik dapat dilihat dari gambar 5.



Gambar 5. Residual Model ARIMA(0,1,1) Data NTPP

ii. Hasil Pemodelan ARIMA dengan data uji



Gambar 6. Hasil Pemodelan ARIMA(0,1,1)

Menghitung Error ARIMA

Hasil Perhitungan Error ARIMA pada Data Uji dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Error Arima Pada Data Uji

Waktu	Error ARIMA
Nov 2023	-0.9924
Dec 2023	-0.0224
Jan 2024	1.2076
Feb 2024	-0.3424
Mar 2024	-1.8624
Apr 2024	-2.6524
May 2024	-2.3424
Jun 2024	-1.7224
Jul 2024	-0.5024
Aug 2024	-0.1324
Sep 2024	-0.9024
Oct 2024	-1.6624
Nov 2024	-2.5824
Dec 2024	-2.0924
Jan 2025	-0.9424

MSE : 2.48666876036321
RMSE : 1.57691748685948

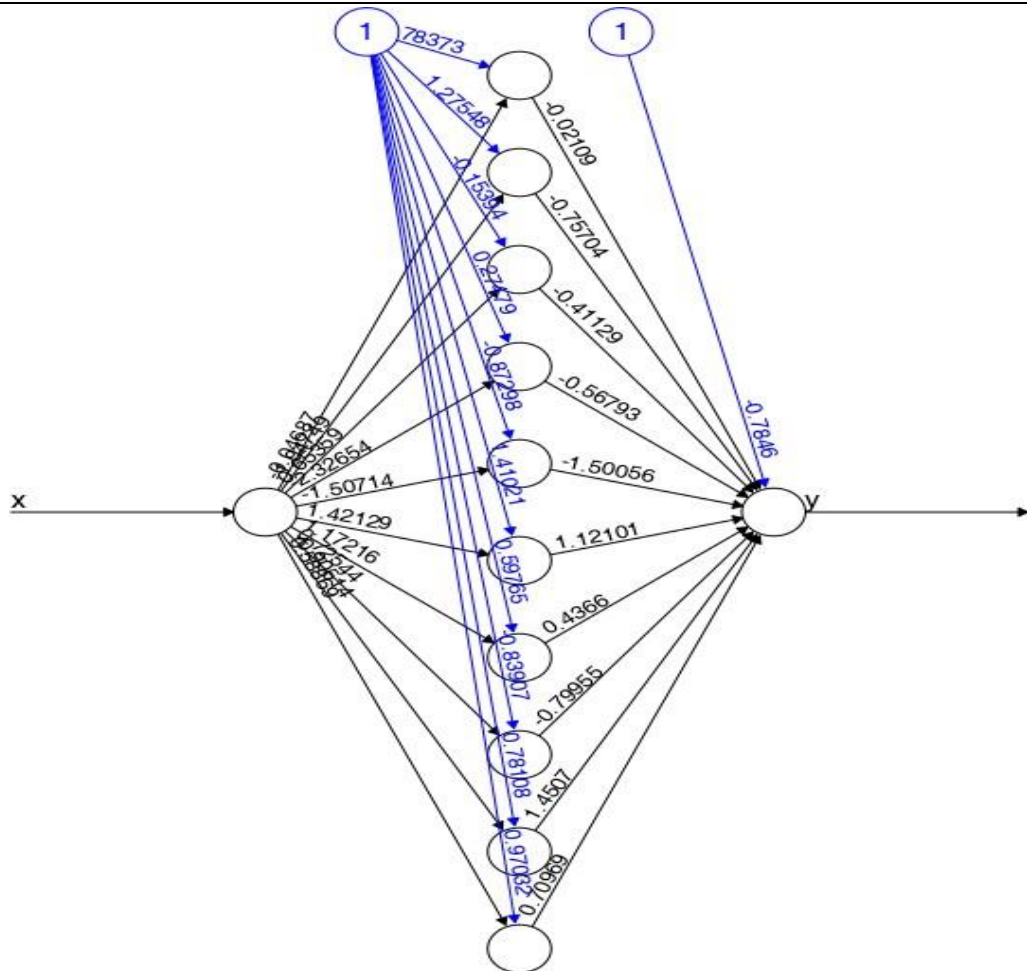
Hasil Perancangan Model ANN

Hasil Perancangan Model ANN yang akan digunakan menggunakan perangkat lunaK R pada tahap ini Menggunakan residual ARIMA sebagai input ANN untuk menangkap pola nonlinier pada data berikut bentuk perancangan model arsitektur ANN dapat dilihat melalui gambar 7.

Hasil Peramalan data residual model ANN dengan optimasi parameter pada gambar 7. Prediksi Error ARIMA (0,1,1) dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Prediksi Error ARIMA (0,1,1)

Waktu	Prediksi Error ARIMA (0,1,1)
Nov 2023	-0.9371
Dec 2023	-0.4492
Jan 2024	-0.1004
Feb 2024	-0.5880
Mar 2024	-1.5433
Apr 2024	-2.2142
May 2024	-1.9391
Jun 2024	-1.4356
Jul 2024	-0.6655
Aug 2024	-0.4945
Sep 2024	-0.8833
Oct 2024	-1.3906
Nov 2024	-2.1509
Dec 2024	-1.7280
Jan 2025	-1.7280



Gambar 7. Arsitektur Model ANN

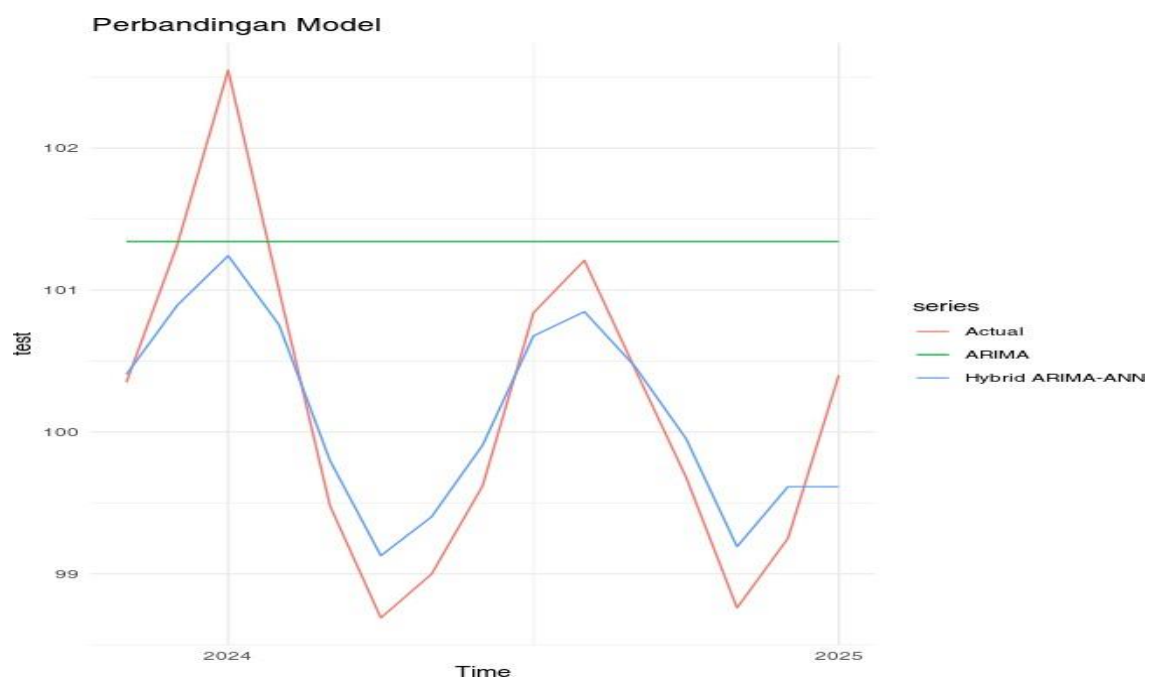
Kombinasi Hasil Peramalan ARIMA-ANN

Mengombinasikan hasil keduanya dengan Persamaan 2 menghasilkan prediksi yang dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil prediksi model ANN dan ARIMA dengan total pada data uji

Bulan	Prediksi Error oleh ANN	Prediksi ARIMA	Total Prediksi = Prediksi Error oleh ANN + Prediksi ARIMA
Nov 2023	-0.9371	101.3424	100.4053
Dec 2023	-0.4492	101.3424	100.8932
Jan 2024	-0.1004	101.3424	101.2420
Feb 2024	-0.5880	101.3424	100.7544
Mar 2024	-1.5433	101.3424	99.7991
Apr 2024	-2.2142	101.3424	99.1282
May 2024	-1.9391	101.3424	99.4033
Jun 2024	-1.4356	101.3424	99.9068
Jul 2024	-0.6655	101.3424	100.6769
Aug 2024	-0.4945	101.3424	100.8479
Sep 2024	-0.8833	101.3424	100.4591
Oct 2024	-1.3906	101.3424	99.9518
Nov 2024	-2.1509	101.3424	99.1915
Dec 2024	-1.7280	101.3424	99.6144
Jan 2025	-1.7280	101.3424	99.6144

Tabel 4 menunjukkan hasil prediksi gabungan model *hybrid* ARIMA-ANN terhadap data uji dari November 2023 hingga Januari 2025. Prediksi *error* model ANN cenderung negatif. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan ARIMA saja tidak menggambarkan hasil prediksi secara akurat, karena hanya menghasilkan nilai yang konstan sebesar 101,3424. Metode ANN kemudian menangkap pola *nonlinear* dari data dengan mengoreksi *error* prediksi tersebut. Hasil prediksi total bergerak di sekitar 100 hingga 101, dengan penurunan mulai Maret 2024 yang mencapai 99,1282 pada April 2024, sebelum kembali naik. Secara keseluruhan, metode *hybrid* ARIMA-ANN berhasil meningkatkan akurasi prediksi dengan memperbaiki *error* ARIMA melalui pendekatan nonlinier ANN. Perbandingan Peramalan ARIMA (0,1,1) dengan *Hybrid* ARIMA-ANN dilihat pada gambar berikut



Gambar 8. Grafik Perbandingan ARIMA Dan Hybrid ARIMA-ANN

Evaluasi Hasil Peramalan metode *Hybrid ARIMA-ANN* pada data uji sebagai berikut:

RMSE : 0.5033401

MAE : 0.3987137

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian diatas didapatkan model untuk meramalkan Nilai tukar Petani Sektor pangan sumatera utara yaitu:

$$\hat{Y}_t = \underbrace{Y_{t-1} + \varepsilon_t + 0,3284 \cdot \varepsilon_{t-1}}_{\text{ARIMA}(0,1,1)} + \underbrace{f(\varepsilon_{t-1})}_{\text{ANN}}$$

Hasil ini menunjukkan bahwa metode ini sangat baik dan efektif untuk meramalkan data NTPP Sumatera Utara sehingga agar kedepannya metode ini dapat dijadikan rujukan bagi pemangku kebijakan terkait kesejahteraan petani di perdesaan khususnya di daerah Sumatera Utara.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa karena berkahnya memberikan saya akal sehat untuk melakukan penelitian ini. Penulis mengucapkan terima kasih kepada Badan Pusat Statistik Indonesia yang menyediakan data referensi yang sangat baik sebagai rujukan penelitian data yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- Agronews. (2024). Data BPS: Sektor Pertanian Penyerapan Tenaga Kerja Tertinggi Pada Triwulan I 2024.
- BPS. (2021). Hasil Sensus Penduduk (SP2020) Pada September 2020 Mencatat Jumlah Penduduk Sebesar 270,20 Juta Jiwa. Diakses pada 21 Maret 2025.
- BPS. (2024). Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Jambi Juni 2024. Diakses pada 18 Maret 2025.
- Cadenas, E. and Rivera, W. (2016). Wind Speed Forecasting in Three Different Regions of Mexico, Using a Hybrid Arima–ANN Model. *Renewable Energy*, Vol. 35, No. 12, 2732 – 2738.
- Dahar, D. and Fatmawati, F. (2016). Analisis sosial ekonomi masyarakat petani kecamatan randangan kabupaten pohuwato. *Jurnal Ilmiah Ilmu Ekonomi (Jurnal Akuntansi, Pajak dan Manajemen)*, Vol. 5, No. 9, 55 – 67.
- Lesnussa, Y. A., Sinay, L. J., and Idah, M. R. (2017). Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Penyebaran Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kota Ambon. *Jurnal Matematika Integratif*, Vol. 13, No. 2, 63 – 72.
- Marsudi, E., Makmur, T., and Syafitri, Y. (2020). Faktor–Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tukar Petani Padi dan Perkembangannya di Provinsi Aceh. *Jurnal Agrisep*, Vol. 21, No. 2, 51 – 60.
- Peraning, Amenawati, R. (2025). *Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tukar Petani di Sumatera Utara*. PhD thesis. Fakultas Pertanian, Universitas Islam Sumatera Utara.
- Pertanian, B. B. (2024). Ekspor Pertanian Januari 2024 Naik pada Saat Sektor Lainnya Turun. Diakses pada 21 Maret 2025.
- Republika (2018). Pertumbuhan PDB Pertanian RI 2018 Melebihi Target. Diakses: 2 April 2025.
- Supriyanto, P. L. P. (2017). *Peramalan Jumlah Penumpang Penerbangan di Terminal 1 Bandara Internasional Juanda Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins dan Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average-Artificial Neural Network (Arima-ANN)*. PhD thesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Tahir, N. M., Ausat, A. N., Bature, U. I., Abubakar, K. A., and Gambo, I. (2021). Off-Line Handwritten Signature Verification System: Artificial Neural Network Approach. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, Vol. 10, No. 1, 45.
- Tenriawaru, A. N., Arsyad, M., Amiruddin, A., Viantika, N. M., and Meilani, N. H. (2021). Analisis dan Determinan Nilai Tukar Petani Tanaman Pangan (NTPP) di Provinsi Sulawesi Selatan. *AGRITEXTS: Journal of Agricultural Extension*, Vol. 45, No. 2, 140 – 146.
- Zhang, G. P. (2003). Time Series Forecasting Using a Hybrid Arima and Neural Network Model. *Neurocomputing*, Vol. 50, 159 – 175.