

# Peramalan Nilai Tukar Petani di Provinsi Papua Menggunakan Model *Hybrid* ARIMA-NN

**Bobi Frans Kuddi\***, Agung Dwi Saputro

Universitas Cenderawasih

e-mail: [bobikuddi@gmail.com](mailto:bobikuddi@gmail.com)

## *Abstrak*

*Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan indikator Proxy kesejahteraan petani. Semakin tinggi NTP suatu daerah menandakan bahwa tingkat kesejahteraan daerah tersebut semakin baik. Sebagian penduduk di Provinsi Papua berprofesi sebagai petani hal ini dapat dilihat dari besarnya sumbangan sektor pertanian terhadap Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Provinsi Papua sebesar 9,91%. Untuk meningkatkan kesejahteraan petani di Provinsi Papua maka dibutuhkan pembangunan secara bertahap dan berkelanjutan sebagai upaya untuk meningkatkan hasil produksi pertanian semaksimal mungkin. Untuk itu pemerintah perlu melakukan peramalan NTP untuk mendapatkan gambaran NTP di masa yang akan datang, sehingga dapat dijadikan acuan dalam menentukan kebijakan pada sektor pertanian di Provinsi Papua. Tujuan dari penelitian ini untuk meramalkan Nilai Tukar Petani di Provinsi Papua menggunakan model Hybrid ARIMA-NN. Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini diawali dengan mengumpulkan data Nilai Tukar Petani di Provinsi Papua kemudian mengidentifikasi pola data tersebut melalui plot data, setelah mengetahui pola data penjualan mobil tersebut kita melakukan pengolahan data untuk mendapatkan model yang tepat untuk dapat digunakan meramalkan Nilai Tukar Petani di Provinsi Papua pada periode berikutnya menggunakan model Hybrid ARIMA-NN. Luaran yang ditargetkan pada penelitian ini adalah jurnal nasional terakreditasi.*

**Kata kunci**—Peramalan; Nilai Tukar Petani; Time Series; ARIMA; Neural Network; Hybrid ARIMA-NN.

## 1. PENDAHULUAN

Sebagian penduduk di Provinsi Papua berprofesi sebagai petani hal ini dapat dilihat dari besarnya sumbangan sektor pertanian terhadap Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Provinsi Papua sebesar 9,91% pada tahun 2022 (BPS PAPUA, 2022). Pembangunan pada sektor pertanian di Provinsi Papua perlu dilakukan secara berkelanjutan agar dapat meningkatkan kesejahteraan masyarakat khususnya petani. Dalam menilai perkembangan kesejahteraan petani digunakan suatu alat ukur yaitu Nilai Tukar Petani (NTP). Nilai Tukar Petani adalah perbandingan antara Indeks harga yg diterima petani (It) dengan Indeks harga yg dibayar petani (Ib). Makna dari Nilai Tukar Petani adalah  $NTP > 100$ , berarti petani mengalami surplus.  $NTP = 100$ , berarti petani mengalami impas.  $NTP < 100$ , berarti petani mengalami defisit. Nilai tukar petani Provinsi Papua senantiasa mengalami penurunan sejak tahun 2008 sampai tahun 2019 dan NTP terendah terjadi pada bulan Januari 2019 sebesar 90,37. Sektor pertanian mulai mengalami peningkatan NTP pada tahun 2020 hingga 2022, namun di akhir tahun 2022 NTP kembali mengalami penurunan di angka 99,08 pada September 2022 (BPS Papua, 2022). Dalam menghadapi tahun 2023 yang diprediksi perekonomian akan mengalami resesi maka dibutuhkan peramalan NTP sehingga dapat memberikan gambaran bagi Pemerintah Provinsi Papua terkait NTP di masa depan sehingga dapat dijadikan acuan dalam menentukan kebijakan yang tepat pada sektor pertanian di Provinsi Papua.

*Time series* atau deret waktu merupakan suatu deretan observasi yang diambil secara berurutan berdasarkan waktu dengan interval yang sama, bisa harian, mingguan, bulanan, tahunan atau yang lainnya (Montgomery, Jennings dan Kulahci 2008). Analisis *time series* adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik suatu keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan (Box, Jenkins dan Reinsel, 1994F). Berdasarkan jumlah variabel yang diteliti, *time series* dapat dikelompokkan menjadi dua bagian yaitu *time series* secara *univariate* dan *time series* secara *multivariate*. Selain itu *time series* juga dapat dikelompokkan berdasarkan linieritas data yaitu linier dan non linier (Terasvirta, Tjostheim, & Granger, 1992). Salah satu teknik peramalan *time series* adalah model

peramalan yang didasarkan pada model matematika statistik seperti *Auto Regressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* (Cowpertwait and Metcalfe, 2009). Terdapat juga model peramalan didasarkan pada kecerdasan buatan seperti *Neural Network*, *Algoritma Genetika*, *Simulated Annealing*, *Neural network* (Kingdon, 1997) serta model *Hybrid time series* (Zhang, 2003). Salah satu alternatif dalam metode peramalan statistik adalah dengan mengkombinasikan antara model linier dan model non-linier (Zhang, 2003). Kombinasi ini sering kali disebut model *Hybrid*. Selain model, hal penting yang harus diperhatikan dalam peramalan suatu data *time series* adalah tipe atau pola data. Secara umum terdapat empat macam pola data *time series*, yaitu horizontal, trend, musiman, dan siklis (Hanke and Wichern, 2005: 158). Berdasarkan klasifikasinya metode runtun waktu yang dijelaskan di atas dapat diklasifikasikan menjadi model linier dan model non-linier. Contoh model linier adalah model ARIMA sedangkan model non-linier *Neural Network*. Pada penelitian ini akan dilakukan peramalan NTP Provinsi Papua menggunakan model *Hybrid ARIMA-NN*. Hasil peramalan tersebut dapat dijadikan tolak ukur pemerintah dalam menentukan kebijakan pada sektor pertanian di Provinsi Papua untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat khususnya petani. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi Nilai Tukar Petani di Provinsi Papua periode selanjutnya menggunakan model *Hybrid ARIMA-NN*.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Jenis dan sumber data

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Penelitian dilakukan dengan metode studi pustaka yaitu dengan mengumpulkan semua referensi berupa buku-buku dan jurnal-jurnal ilmiah yang berkaitan dengan topik penelitian (Abdy, 2022). Data yang digunakan berupa data sekunder yang diambil dari BPS Provinsi Papua. Data tersebut merupakan data Nilai Tukar Petani Provinsi Papua.

### 2.2 Teknik pengolahan data

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah studi literatur dengan menelusuri jurnal-jurnal dan buku teks yang terkait dengan Model time series dan model neural network. Berikut langkah-langkah pemodelan dan peramalan pada penelitian ini

#### a. *Preprocessing data dan Identifikasi model*

Pada tahapan ini akan dilakukan proses awal untuk data NTP untuk mendeteksi adanya data yang tidak lengkap atau *missing value* yang akan mengganggu proses pemodelan dan peramalan. Selain itu, pada tahapan ini juga dilakukan proses untuk mendeteksi data outlier serta indikasi komponen non-linier pada data. Pengujian *outlier* dianggap perlu karena data *outlier* akan memberikan pengaruh yang besar pada peramalan khusus jika metode peramalan menggunakan metode ARIMA (Ahmar et al., 2018; Safitri, 2022). Selain itu, pengujian komponen linier juga diperlukan khususnya pada penerapan neural network pada data runtun waktu (Medeiros, Teräsvirta and Rech, 2006). Selanjutnya akan diuji asumsi stasioner dengan melihat pola ACF dan PACF serta diperkuat lagi dengan uji *Augmented Dickey Fuller*. Setelah melihat hasil *preprocessing* data, proses akan dilanjutkan dengan identifikasi model ARIMA untuk menentukan orde ARIMA yang terbaik. Proses ini dilakukan dengan cara melihat plot ACF dan PACF untuk menentukan orde ARIMA (William W. S., 2005). Selanjutnya dilakukan proses estimasi parameter dan uji diagnostik dari model yang telah ditentukan sebelumnya. Dari proses ini, dihasilkan model terbaik yang akan digunakan pada model *hybrid*.

#### b. *Pemodelan dengan Hybrid ARIMA-NN*

Secara umum, model *Hybrid ARIMA-NN* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$y_t = L_t + N_t$$

Dimana  $L_t$  adalah komponen linier yang diperoleh dari model ARIMA. Sedangkan  $N_t$  merupakan komponen non linier yang diperoleh dengan memodelkan residual dari model ARIMA. Berikut Langkah-langkah model *Hybrid ARIMA-NN*:

1. Menentukan nilai *forecasting* dan residual dari model terbaik yang telah diperoleh sebelumnya.
2. Menentukan variabel input untuk pemodelan ARIMA-NN berdasarkan Residual yang diperoleh dari peramalan model ARIMA terbaik.
3. Menentukan jumlah neuron, bobot awal serta fungsi aktivasi
4. Melakukan *training* pada data *in-sample* berdasarkan arsitektur NN yang telah ditentukan.
5. Melakukan peramalan berdasarkan hasil *training*.

### 2.3 Akurasi Peramalan

Untuk mengetahui keakuratan metode peramalan data yang telah dilakukan dengan cara menghitung nilai data aktual dikurangi dengan data peramalannya yaitu *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Nangi et al., 2018).

*Mean Squared Error* (MSE) merupakan metode yang menghasilkan kesalahan kesalahan yang memungkinkan lebih baik. *Mean Squared Error* merupakan rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diramalkan dan nilai aktual (Margi S & Pendawa W, 2015). Persamaan *Mean Squared Error* sebagai berikut:

$$MSE = \sum_{t=1}^n \frac{(X_t - F_t)^2}{n}$$

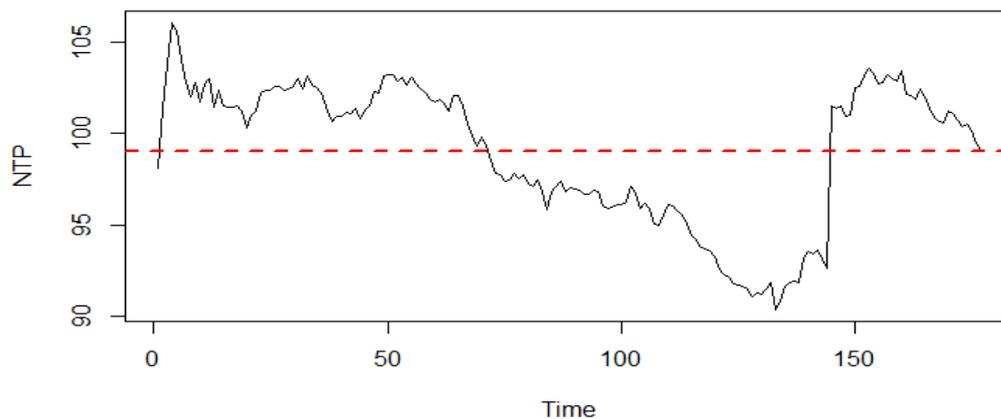
*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yaitu rata-rata persentase kesalahan absolut yang dihitung dengan mencari nilai absolut galat di setiap periode yang dibagi dengan nilai aktual dan absolut galat persentase (Gurianto et al., 2016). *Mean Absolute Percentage Error* dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \left\{ \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \right\} 100\%$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Papua periode Januari 2008 hingga September 2022. Data tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.



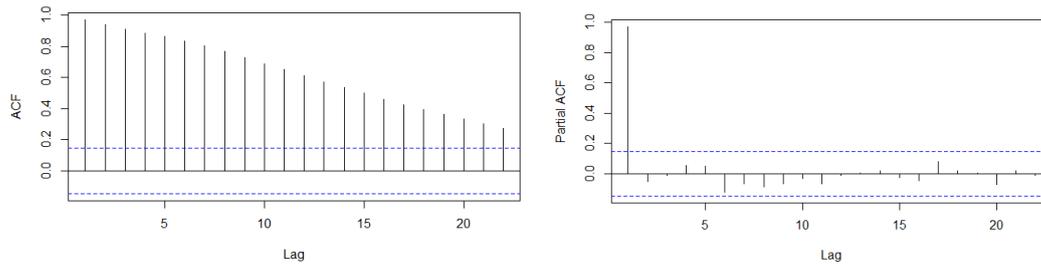
Gambar 1. Time Series Plot Data NTP Provinsi Papua

Berdasarkan pola data pada Gambar 1, terlihat adanya pola linear dan non linear sehingga metode peramalan yang akan digunakan pada penelitian ini adalah metode *Hybrid ARIMA-NN*.

#### 3.2 Proses Peramalan

##### *Preprocessing data dan Identifikasi model*

Dalam menentukan model ARIMA ada asumsi yang harus terpenuhi yaitu asumsi kestasioneran. Langkah pertama yang dilakukan dalam menentukan model ARIMA adalah melakukan pengecekan kestasioneran data NTP Provinsi Papua berdasarkan time series plot, pola ACF dan PACF, serta uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

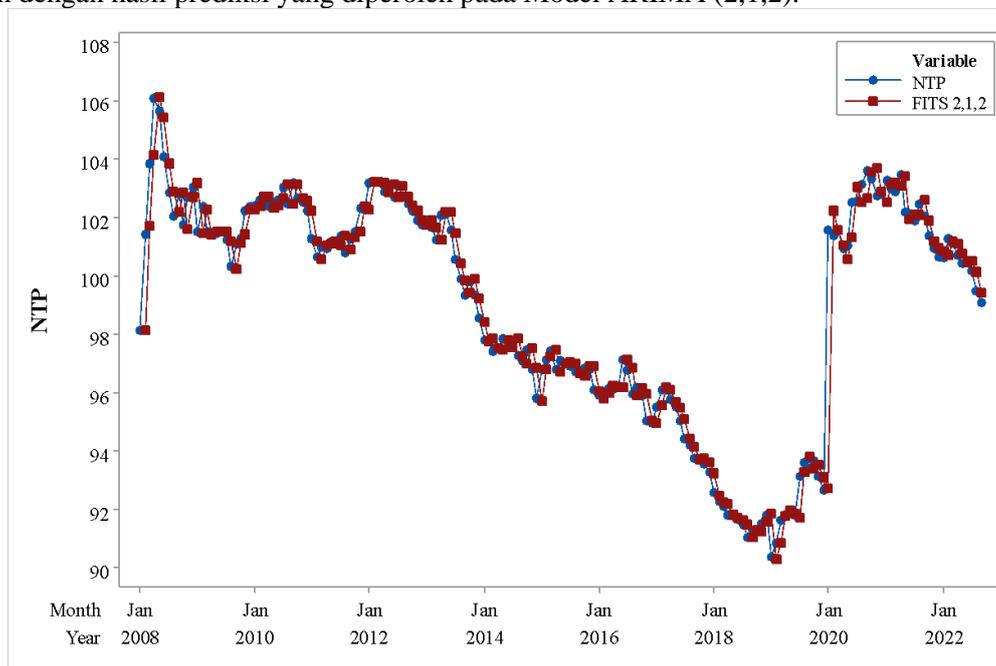


Gambar 2. Pola ACF dan PACF Data NTP Papua

Berdasarkan time series plot pada gambar dapat dilihat bahwa data NTP Papua belum stasioner, hal tersebut juga diperlihatkan pada pola ACF yang turun dengan lambat, serta diperkuat dengan uji ADF yang diperoleh dengan nilai  $P - Value = 0,7643$  lebih besar dari nilai  $\alpha = 0,05$  sehingga dapat disimpulkan bahwa data NTP Papua belum stasioner. Karena data belum stasioner maka perlu dilakukan differencing agar data menjadi stasioner, setelah data stasioner maka estimasi parameter model ARIMA yang diperoleh adalah ARIMA (2,1,2). Model tersebut selanjutnya akan digunakan pada pemodelan hybrid ARIMA-NN

#### Pemodelan Hybrid ARIMA-NN

Tahap pertama penggunaan model hybrid ARIMA-NN adalah menentukan nilai input jumlah neuron serta fungsi aktivasi yang akan digunakan. Pada penelitian ini, jumlah input yang digunakan dimulai disesuaikan dengan parameter ARIMA atau berdasarkan plot ACF dan PACF (Susanto and Ulama, 2016). Input pada penelitian ini adalah residual model ARIMA pada lag 1 ( $e_{t-1}$ ) dan lag 2 ( $e_{t-2}$ ) dengan single hidden layer. Selain itu, jumlah neuron yang digunakan pada hidden layer akan divariasikan mulai dari 3 sampai 6. Selanjutnya, dilakukan prediksi nilai residual untuk periode 12 bulan kedepan. Hasil prediksi ini dijumlahkan dengan hasil prediksi yang diperoleh pada Model ARIMA (2,1,2).



Gambar 3. Plot Data NTP Papua dan Hasil Ramalan

#### 3.3 Akurasi Peramalan

Setelah diperoleh hasil peramalan dengan menggunakan Metode *Triple Exponential Smoothing* maka langkah selanjutnya adalah menghitung nilai MSE dan MAPE. Nilai MSE dan MAPE terkecil yang diperoleh adalah nilai  $MSE = 6,51493$  dan nilai  $MAPE = 7,77 \%$  dengan nilai alpha 0,3. Hasil perhitungan MSE dan MAPE secara lengkap disajikan pada Tabel 1.

- a. *Mean Squared Error* (MSE) adalah rata-rata selisih kuadrat antara nilai aktual dengan nilai hasil ramalan. Perhitungan *Mean Squared Error* menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$MSE = \sum_{t=1}^n \frac{(X_t - F_t)^2}{n}$$

- b. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah alat statistik yang digunakan untuk mengukur keakuratan suatu model statistik dalam melakukan prediksi atau peramalan. Perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \left\{ \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \right\} 100\%$$

#### 4. KESIMPULAN

Dengan menggunakan Metode *hybrid ARIMA-NN* diperoleh model terbaik adalah ARIMA (2,1,2) nilai MSE sebesar 0,855 dan nilai MAPE sebesar 0,51 %. Peramalan Nilai Tukar Petani pada 12 periode ke depan adalah 99,0867 pada Oktober 2022, 99,1481 pada November 2022, 99,1745 pada Desember 2022, 99,1398 pada Januari 2023, 99,1111 pada Februari 2023, 99,1371 pada Maret 2023, 99,1797 pada April 2023, 99,1820 pada Mei 2023, 99,1540 pada Juni 2023, 99,1486 pada Juli 2023, 99,1781 pada Agustus 2023, dan 99,2022 pada September 2023.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Abdy, M. (2022). Pemodelan Matematika SIAS-SI pada Penyebaran Penyakit Malaria Asimtomatik dan Super Infeksi. *SAINTIFIK*, 8(1), 1-9. <https://doi.org/10.31605/saintifik.v8i1.360>
- Ahmar, A. S. et al. (2018) "Modeling Data Containing Outliers using ARIMA Additive Outlier (ARIMA-AO)". *Journal of Physics: Conference Series*, 954(1). doi: 10.1088/1742 - 6596/954/1/012010.
- Badan Pusat Statistik (2022), "Nilai Tukar Petani Provinsi Papua". Diakses dari <https://papua.bps.go.id/subject/22/nilai-tukar-petani.html#subjekViewTab3>. diakses pada tanggal 07 Desember 2022.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., & Reinsel, G.C., (1994). "*Time Series Analysis Forecasting and Control*", 3 rd Edition, Prentice-Hall Inc., New Jersey.
- Cowpertwait, P. S. P. & Metcalfe, A. V. (2009). *Introductory Time Series with R (Use R!)*. New York: Springer.
- Gurianto, R. N., Purnamasari, I., & Yuniarti, D. (2016). Peramalan Jumlah Penduduk Kota Samarinda Dengan Menggunakan Metode Pemulusan Eksponensial Ganda dan Tripel Dari Brown. *Eksponensial [S.l.]*, v. 7, N. 1, P. 23-32, Nov. 2017. ISSN 2085-7829.,7, No 1, 23–32.
- Hanke, J.E., & Winchern, D.W. (2005). *Business Forecasting*. New Jersey: Pearson Education International.
- Kingdon, J. (1997). *Intelligent Systems and Financial Forecasting*. New York: Springer.
- Margi S, K., & Pendawa W, S. (2015). Analisa Dan Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Untuk Prediksi Penjualan Pada Periode Tertentu. *Prosiding SNATIF*, 259-66.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L., & Kulahci, M., (2008). "*Introduction to time series analysis and forecasting*", Wiley Interscience, USA

- Nangi, J., Indrianti, S. H., & Pramono, B. (2018). Peramalan Persediaan Obat Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing (Tes) (Studi Kasus: Instalasi Farmasi Rsud Kab. Muna). *semanTIK*, 4(1), 135–142.
- Terasvirta, T. Tjostheim, D., & Granger, C.W.J., (1992). “*Aspects Of Modelling Nonlinear Time Series*”, Research Report 1992:1. Department of Statistics. University of Goteborg, Finland.
- William W. S., W. (2005) “Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods (2nd Edition) Addison Wesley (2005).pdf”.New York: Addison Wesley,p.634.
- Zhang, G. (2003), “Time Series Forecasting using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model”, *Neurocomputing*, 50, 159-175.
- Safitri Pratiwi, L. P., Ayuningsih, N. P. M., & Wijaya, I. M. P. P. (2022). Perbandingan Metode CV dan GCV pada Pemodelan MARS (Aplikasi Rata-Rata Lama Sekolah di Kabupaten Gianyar). *SAINTIFIK*, 8(2), 114 - 122. <https://doi.org/10.31605/saintifik.v8i2.371>