

# Peramalan Jumlah Rumah Tangga Usaha Pertanian di Indonesia

MUHAMMAD FAJAR<sup>1</sup>, SUWANDARI<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Badan Pusat Statistik, Indonesia  
email: ndari@bps.go.id, mfajar@bps.go.id

## ABSTRAK

Tujuan studi ini adalah untuk meramalkan jumlah rumah tangga usaha pertanian sebagai penyediaan input informasi bagi pembuatan kebijakan dan landasan penyelenggaraan sensus pertanian di masa depan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah rumah tangga usaha pertanian hasil sensus pertanian 2003 dan 2013, serta hasil SUTAS2018. Adapun metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah estimasi intersensal dan metode hybrid ENT. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah bahwa: (1) metode estimasi intersensal dan hybrid ENT dapat diterapkan pada ketersediaan data yang terbatas, (2) hasil peramalan jumlah rumah tangga usaha pertanian periode 2003 – 2013 menunjukkan trend menurun sebagai implikasi data historis hasil intersensal yang berperilaku trend menurun, dan (3) hasil MAPE menunjukkan bahwa metode hybrid ENT cukup baik dalam melakukan peramalan banyaknya rumah tangga usaha pertanian.

Kata kunci: peramalan, rumah tangga, pertanian, intersensal, hybrid ENT

## ABSTRACT

The purpose of this study is to forecast the number of agricultural households as the provision of information input for policymaking and the foundation for the implementation of an agricultural census in the future. The data used in this study are data on the number of the agricultural households from the 2003 and 2013 agricultural censuses, and the results of SUTAS2018. The method used in this study is the intercensal estimation and the hybrid ENT method. The results obtained from this study are that: (1) the intercensal and hybrid ENT estimation methods can be applied to the limited data availability, (2) the results of forecasting the number of agricultural business households in the 2014-2013 period show a downward trend as the implications of historical data resulting from intercensal results having a downward trend, and (3) the results of MAPE show that the hybrid ENT method is quite good in forecasting of number of agricultural household.

Keywords: forecasting, household, agriculture, intercensal, hybrid ENT

## 1. PENDAHULUAN

Sensus pertanian adalah kegiatan pendataan di sektor pertanian berskala nasional yang dilaksanakan 10 tahun sekali. Salah satu data yang diperoleh dari sensus pertanian adalah jumlah rumah tangga usaha pertanian menurut provinsi. Data tersebut merupakan parameter yang dapat dijadikan input pembuatan program dan kebijakan pemerintah di sektor pertanian.

Ketersediaan data jumlah rumah tangga usaha pertanian, sayangnya hanya 10 tahun sekali. Sehingga, data jumlah rumah tangga usaha pertanian setiap tahunnya tidak tersedia. Adapun jumlah rumah tangga secara umum, dapat diperoleh dengan pendekatan proyeksi penduduk berdasarkan estimasi parameter demografi.

Oleh karena itu, dalam paper ini, penulis melakukan peramalan rumah tangga usaha pertanian dengan data sangat terbatas. Yang dimaksud data sangat terbatas dalam paper ini adalah data jumlah rumah tangga usaha pertanian hasil dari dua sensus pertanian. Adapun metode yang digunakan dalam paper ini adalah estimasi intersensal dan Hybrid ENT (*Exponential State Space, Neural Network, TBATS*), dengan pertimbangan: (1) estimasi intersensal digunakan untuk input proses peramalan hybrid ENT, dan (2) banyaknya data yang

digunakan dalam proses peramalan termasuk kategori *short time series* yang handal dilakukan oleh Hybrid ENT.

## 2. METODE PENELITIAN

### Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah rumah tangga usaha pertanian menurut provinsi dari hasil sensus pertanian tahun 2003 dan 2013. Data jumlah rumah tangga usaha pertanian hasil SUTAS2018 digunakan sebagai patokan penghitungan MAPE (Chang et al., 2007).

**Tabel 2.1** Rumah Tangga Usaha Pertanian Hasil Sensus Pertanian Tahun 2003 dan 2013

Kode	Provinsi	Rumah Tangga Usaha Pertanian (RumahTangga)		Kode	Provinsi	Rumah Tangga Usaha Pertanian (RumahTangga)	
		Tahun				Tahun	
		2003	2013			2003	2013
11	Aceh	699370	644851	53	Nusa Tenggara	729483	778854
12	Sumatera Utara	1492104	1327759	61	Kalimantan Barat	614738	627638
13	Sumatera Barat	709351	644610	62	Kalimantan Tengah	302414	270914
14	Riau	541050	581517	63	Kalimantan Selatan	471972	432328
15	Jambi	414986	431589	64	Kalimantan Timur	203179	180614
16	Sumatera Selatan	971458	958724	65	Kalimantan Utara	38948	44735
17	Bengkulu	280964	277136	71	Sulawesi Utara	324374	253503
18	Lampung	1293192	1226455	72	Sulawesi Tengah	396622	401891
19	Kep. Bangka Belitung	139315	124970	73	Sulawesi Selatan	1082251	980946
21	Kepulauan Riau	74195	69991	74	Sulawesi Tenggara	314011	316262
31	DKI Jakarta	52583	12287	75	Gorontalo	133083	122515
32	Jawa Barat	4345148	3058612	76	Sulawesi Barat	167098	185847
33	Jawa Tengah	5770801	4290619	81	Maluku	184376	175362
34	DI Yogyakarta	574920	495781	82	Maluku Utara	129246	130233
35	Jawa Timur	6314370	4978358	91	Papua Barat	75790	70223
36	Banten	898021	592841	94	Papua	280502	438658
51	Bali	492394	408233		Indonesia	31232184	26135469
52	Nusa Tenggara Barat	719875	600613				

### Peramalan Intersensal

Metode intersensal yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$P_t = P_{3562} \left( \frac{t}{3562} \right) + P_0 \left( \frac{3562 - t}{3562} \right)$$

dengan:

$P_t$  adalah estimasi rumah tangga usaha pertanian pada waktu  $t$  (lama hari antara 31 Agustus 2003 dengan 31 Mei tahun-tahun berikutnya, dalam hal ini 2004, 2005, ..., 2012).

$P_0$  adalah rumah tangga usaha pertanian Hasil Sensus Pertanian 2003 di titik 31 Agustus 2003

$P_{3562}$  adalah rumah tangga usaha pertanian Hasil Sensus Pertanian 2013 di titik 31 Mei 2013

$t$  adalah lama hari.

Dari persamaan tersebut diperoleh peramalan intersensal rumah tangga usaha pertanian menurut provinsi dan agregat nasional. Selanjutnya, hasil peramalan tersebut dihitung proporsi rumah tangga usaha pertanian masing-masing provinsi terhadap agregat nasional. Proporsi dari hasil intersensal ini digunakan sebagai input untuk peramalan proporsi rumah tangga usaha pertanian masing-masing periode 2014 – 2023.

Hybrid Model (ESS, NNAR, TBATS)

Model hybrid (*hybrid model*) didasarkan pada referensi Bates dan Granger (1969) yang sebenarnya adalah kombinasi peramalan. Dalam paper ini, penulis mengajukan tiga model untuk dilakukan *unifikasi hibrid*, yaitu *exponential smoothing state space* (ESSS), *neural network autoregressive* (NNAR), dan TBATS. Data series dimasukkan ke dalam model hibrid, kemudian menghasilkan peramalan:

$$y_{T+h}^{Hybrid} = \rho_1 y_{T+h}^{ESSS} + \rho_2 y_{T+h}^{NNAR} + \rho_3 y_{T+h}^{TBATS}$$

dengan:  $\rho_1 + \rho_2 + \rho_3 = 1, \rho_3 = 1 - \rho_1 - \rho_2$ .  $y_{T+h}^{Hybrid}$  adalah hasil peramalan ke  $h$  periode di depan dari model hibrid,  $y_{T+h}^{ESSS}$  adalah hasil peramalan ke  $h$  periode di depan dari ESSS,  $y_{T+h}^{NNAR}$  adalah hasil peramalan ke  $h$  periode di depan dari NNAR,  $y_{T+h}^{TBATS}$  adalah hasil peramalan ke  $h$  periode di depan dari TBATS. Dalam penelitian ini:  $\rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = 1/3$

a. *Exponential Smoothing State Space* (ESSS)

Metode ini diusulkan oleh (Hyndman & Athanasopoulos, 2013). Peramalan data time series,  $y_{t+h}$  berdasarkan semua data series sampai waktu  $t, t = 1, 2, \dots, T$ , yang disimbolkan dengan  $\hat{y}_{t+h|t}$ . Dengan mengaplikasikan metode aditif Holt-Winter, peramalan titik dan persamaan updating dapat direpresentasikan sebagai berikut (Hyndman et al., 2008):

Level: 
$$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad \dots (1)$$

Growth: 
$$b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1} \quad \dots (2)$$

Musiman: 
$$s_t = \gamma(y_t - \ell_t - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad \dots (3)$$

Peramalan: 
$$\hat{y}_{t+h|t} = \ell_t + b_t h + s_{t-m+h_m} \quad \dots (4)$$

dengan  $m$  adalah jumlah bulan,  $\alpha, \beta, \gamma$  adalah parameter *smoothing*,  $\ell_t$  adalah komponen level dari *time series*,  $b_t$  adalah komponen *growth* dari time,  $s_t$  adalah komponen musiman,  $\hat{y}_{t+h|t}$  adalah peramalan untuk periode  $h$  di masa depan, dan  $h_m^+ = [(h - 1) \text{mod } m] + 1$ .

Model *state space* untuk *exponential smoothing* secara umum dapat direpresentasikan sebagai berikut [4]:

$$y_t = \varpi(x_{t-1}) + r(x_{t-1})\varepsilon_t, \quad \dots (5)$$

$$x_t = f(x_{t-1}) + g(x_{t-1})\varepsilon_t, \quad \dots (6)$$

Persamaan (5) adalah persamaan observasi dan persamaan (6) adalah persamaan *state*.  $x_{t-1} = (\ell_t, b_t, s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-(m-1)})'$ . Kemudian didefinisikan  $e_t = r(x_{t-1})\varepsilon_t$  dan  $\mu_t = \varpi(x_{t-1})$  sehingga  $y_t = \mu_t + e_t$ . Bentuk eror aditif dapat diformulasikan sebagai  $y_t = \mu_t + \varepsilon_t$  dengan  $\mu_t = y_{(t-1)+1}$  untuk peramalan satu titik di depan pada waktu  $t - 1$  dan  $r(x_{t-1}) = 1$ . Bentuk eror multiplikatif dapat diformulasikan sebagai  $y_t = \mu_t(1 + \varepsilon_t)$  dengan  $r(x_{t-1}) = \mu_t$ . Semua bentuk *exponential smoothing* yang tersaji pada tabel 1 (termasuk persamaan (1 s.d. 3), dapat direpresentasikan dalam model *state space*.

**Tabel 2.2** Formula Untuk Kalkulasi dan Peramalan Titik (Hyndman et al., 2008)

Trend	Seasonal		
	N	A	M
N	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + s_{t-m+h_m}$	$\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t/\ell_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t s_{t-m+h_m}$
A	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + hb_t$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + hb_t + s_{t-m+h_m}$	$\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t/(\ell_{t-1} + b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = (\ell_t + hb_t)s_{t-m+h_m}$
Ad	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + \phi_h b_t$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - \phi b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + \phi_h b_t + s_{t-m+h_m}$	$\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t/(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = (\ell_t + \phi_h b_t)s_{t-m+h_m}$
M	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1}b_{t-1}$ $b_t = \beta^*(\ell_t/\ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^h$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}b_{t-1}$ $b_t = \beta^*(\ell_t/\ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1}b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^h + s_{t-m+h_m}$	$\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}b_{t-1}$ $b_t = \beta^*(\ell_t/\ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t/(\ell_{t-1}b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^h s_{t-m+h_m}$
Md	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi$ $b_t = \beta^*(\ell_t/\ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}^\phi$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^{\phi_h}$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi$ $b_t = \beta^*(\ell_t/\ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}^\phi$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^{\phi_h} + s_{t-m+h_m}$	$\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi$ $b_t = \beta^*(\ell_t/\ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}^\phi$ $s_t = \gamma(y_t/(\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi)) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^{\phi_h} s_{t-m+h_m}$

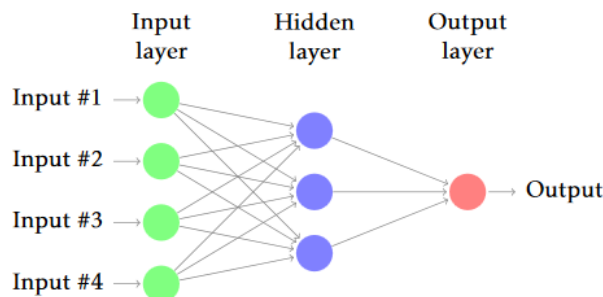
Catatan:

$$\phi_h = \phi + \phi^2 + \dots + \phi^h$$

N: tidak ada sifat aditif maupun multiplikatif, A: Additive (Aditif), M: Multiplicative (Multiplikatif), Ad: Additive Damped, Md: Multiplicative Damped.

b. Network Autoregressive (NNAR)

Feed forward neural network (FFNN) merupakan salah satu model *neural network* yang banyak dipakai dalam berbagai bidang. Arsitektur model FFNN terdiri atas satu lapis input (*input layer*), satu atau lebih lapis tersembunyi (*hidden layer*), dan satu lapis output (*output layer*). Dalam model ini, perhitungan respon atau output dilakukan dengan memproses input  $y_t$  mengalir dari satu lapis maju ke lapis berikutnya secara berurutan (Hyndman & Athanasopoulos, 2013).



**Gambar 2.1** Arsitektur Feed Forward Neural Network dengan Satu Hidden Layer (Satu Lapisan Tersembunyi) (Hyndman & Athanasopoulos, 2013)

Algoritma pelatihan *backpropagation* terdiri dari dua proses, yaitu *feedforward* dan *backpropagation* dari erornya. Algoritmanya sebagai berikut:

Langkah 0: Inisialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil).

Langkah 1: Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2 – 9.

Langkah 2: untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3 – 8.

Fase I : *Feed forward*

Langkah 3 : tiap input  $(y_t, t = 1, 2, \dots, T)$  menerima sinyal dan meneruskannya ke unit selanjutnya yaitu lapisan tersembunyi

Langkah 4 : hitung semua keluaran pada lapisan tersembunyi ( $Z_j, i = 1, 2, \dots, p$ ).

$$Z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{t=1}^T y_t + v_{jt}$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya:

$$Z_j = f(Z_{net_j})$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit lapisan atasnya (unit-unit output).

Langkah ini dilakukan sebanyak jumlah lapisan tersembunyi.

Langkah 5: hitung semua keluaran jaringan di lapisan output ( $\hat{y}_t, t = T + 1, T + 2, \dots, T + h$ ).

$$y_{net_t} = w_{k0} + \sum_{i=1}^p Z_i w_{ki}$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya:

$$\hat{y}_t = f(y_{net_t})$$

Fase II: *Backpropagation*

Langkah 6: hitung faktor  $\delta$  unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit output.

$$\delta_t = (target_t - \hat{y}_t) f'(y_{net_t})$$

$\delta$  merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layer di bawahnya (langkah 7). Kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki  $w_{tj}$ ) dengan laju percepatan  $\alpha$ ,

$$\Delta w_{tj} = \alpha \delta_k Z_j$$

Kemudian hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $w_{t0}$ )

$$\Delta w_{t0} = \alpha \delta_t$$

Langkah 7 : Hitung faktor  $\delta$  unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi ( $(Z_j, i = 1, 2, \dots, p)$ ).

$$\delta_{net_j} = \sum_{t=1}^T \delta_k w_{kj}$$

Faktor  $\delta$  unit tersembunyi (*hidden*):

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(Z_{net_j})$$

Kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $v_{j0}$ ):

$$\Delta v_{j0} = \alpha \delta_j$$

Fase III: Perubahan bobot

Langkah 8: Tiap-tiap unit output ( $(\hat{y}_t, t = T + 1, T + 2, \dots, T + h)$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $j = 0, 1, 2, \dots, p$ ).

$$w_{tj}(\text{baru}) = w_{tj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj}$$

Tiap-tiap unit tersembunyi ( $(Z_j, j = 1, 2, \dots, p)$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $t = 0, 1, 2, \dots, T$ ).

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji}$$

Langkah 9: Kondisi pelatihan berhenti.

Dalam penelitian ini menggunakan satu *hidden layer* saja, jumlah *input node* berdasarkan *order autoregressive* pada masing-masing komponen rekonstruksi, berarti *input variable* adalah *lagged variable* dan menggunakan 1 *hidden nodes*, serta fungsi aktivasi yang digunakan adalah:

$$f(y_{net_t}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{net_t}}}$$

c. TBATS

De Livear et al. (2011) mengusulkan ESSS dengan transformasi Box Cox, ARMA eror, trends, dan persamaan trigonometrik komponen musiman (*seasonal*), yang disebut TBATS. Dalam model ini, persamaan trigonometri berdasarkan model *Fourier*. Model TBATS mengakomodir musiman musiman dengan periodik *integer* (bilangan bulat) dan *non integer*, baik merupakan musiman ganda, tunggal maupun semi musiman.

TBATS memiliki persamaan sebagai berikut:

$$y_t^{(\omega)} = \begin{cases} \frac{y_t^{(\omega)} - 1}{\omega} & \text{jika } \omega \neq 0 \\ \ln y_t & \text{jika } \omega = 0 \end{cases} \quad \dots (7)$$

$$y_t^{(\omega)} = l_{t-1} + \vartheta \delta_{t-1} + \sum_{i=1}^M s_{t-m_i}^{(i)} + d_t \quad \dots (8)$$

$$l_t = l_{t-1} + \vartheta \delta_{t-1} + a d_t \quad \dots (9)$$

$$\delta_t = (1 - \vartheta) \delta^* + \vartheta \delta_{t-1} + b d_t \quad \dots (10)$$

$$d_t = \sum_{i=1}^p \vartheta_i d_{t-i} + \sum_{j=1}^q \psi_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad \dots (11)$$

$$s_t^{(i)} = \sum_{j=1}^{k_i} s_{j,t}^{(i)} \quad \dots (12)$$

$$s_{j,t}^{(i)} = s_{j,t-1}^{(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + s_{j,t-1}^{*(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + \xi_1^{(i)} d_t \quad \dots (13)$$

$$s_{j,t}^{*(i)} = -s_{j,t-1}^{(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + s_{j,t-1}^{*(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + \xi_2^{(i)} d_t \quad \dots (14)$$

Persamaan (7) adalah transformasi Box-Cox, persamaan (8) merepresentasikan pola M musiman (*seasonal*), persamaan (9) dan (10) adalah trend global dan trend lokal, persamaan (11) adalah eror yang dimodelkan dengan ARMA, dan persamaan (13) dan (14) adalah pola musiman yang dimodelkan model *Fourier*.

## Prosedur Peramalan

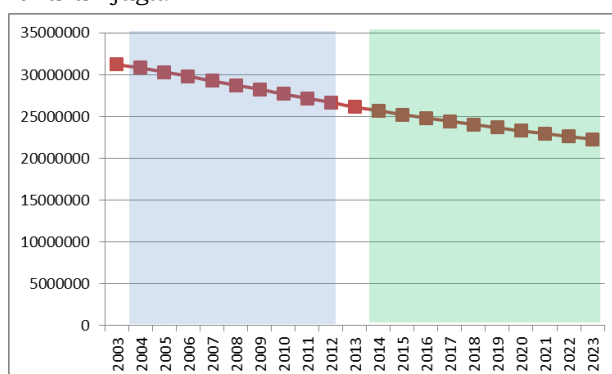
Mekanisme peramalan dilakukan sebagai berikut:

1. Melakukan peramalan proporsi rumah tangga usaha pertanian menurut provinsi terhadap agregat nasional menggunakan metode hybrid ENT untuk periode 2014 - 2023. Hasil peramalan harus bernilai positif. Namun, jika hasil peramalan bernilai negatif, maka nilai negatif tersebut diganti dengan rata-rata aritmetis dari nilai peramalan yang positif. Jumlah proporsi rumah tangga usaha pertanian dari semua provinsi harus sama dengan 1. Namun, jika jumlah proporsi rumah tangga usaha pertanian dari semua provinsi lebih dari 1, maka dilakukan adjustment sehingga total proporsi dari semua provinsi menjadi 1,
2. Melakukan peramalan rumah tangga usaha pertanian agregat nasional menggunakan metode hybrid ENT untuk periode 2014 - 2023,
3. Kemudian hasil peramalan rumah tangga usaha pertanian menurut provinsi adalah perkalian hasil peramalan dari poin (a) dengan poin (b).

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

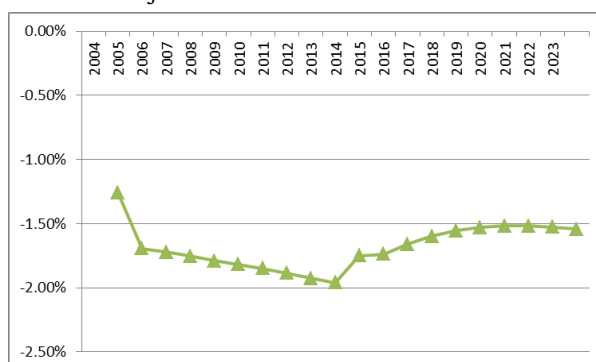
Berdasarkan periode 2014 – 2023, perkembangan jumlah rumah tangga usaha pertanian Indonesia, baik hasil estimasi intersensal periode 2004 – 2012 maupun peramalan hybrid ENT periode 2014 – 2023 menunjukkan trend menurun, hal ini diduga bahwa sektor pertanian kurang menjamin kesejahteraan bagi para angkatan kerja sehingga banyak angkatan kerja yang mencari pekerjaan di sektor non pertanian yang lebih menjanjikan.

Dilihat dari pergerakan data jumlah tangga usaha pertanian, dapat dilihat bahwa perubahan jumlah rumah tangga usaha pertanian terjadi secara teratur (matematis) pada periode 2004 – 2012 (periode antar sensus pertanian). Hal ini sebagai implikasi metode estimasi intersensal yang menghitung perubahan populasi berdasarkan jarak waktu terhadap dua sensus pertanian. Karena historis data yang digunakan metode *hybrid* ENT menunjukkan trend menurun, menyebabkan hasil peramalan rumah tangga usaha pertanian nasional menunjukkan trend menurun juga.



**Gambar 3.1** Perkembangan Rumah Tangga Usaha Pertanian, arsir biru merupakan estimasi intersensal, arsir hijau: hasil peramalan hybrid ENT

Laju pertumbuhan rumah tangga usaha pertanian selama periode observasi bernilai negatif, yang berarti terjadi penurunan jumlah rumah tangga usaha pertanian setiap tahunnya. Rata-rata pertumbuhan rumah tangga usaha pertanian mencapai -1.68% per tahun. Dilihat secara visual pada gambar 3.2, pergerakan laju pertumbuhan rumah tangga usaha pertanian cenderung stabil dan tidak menunjukkan trend tertentu.



**Gambar 3.2** Laju Pertumbuhan Rumah Tangga Usaha Pertanian di Indonesia

Hampir semua provinsi mengalami penurunan jumlah rumah tangga usaha pertanian selama periode 2014 – 2023, kecuali provinsi Papua dan Kalimantan Utara (lihat lampiran b). Terdapat tiga provinsi dengan penyumbang jumlah rumah tangga usaha pertanian terbesar, yaitu Provinsi Jawa Timur, Jawa Tengah, dan Jawa Barat dengan rata-rata kontribusi rumah tangga usaha pertanian selama periode 2014 – 2023 masing-masing sebesar 18.57%, 15.47%, dan 10.71%. Hal ini mengindikasikan bahwa tiga provinsi tersebut pusat sektor pertanian nasional. Makin banyak rumah tangga usaha pertanian di suatu wilayah atau proporsi penduduk yang bekerja di sektor pertanian di suatu wilayah, maka menunjukkan bahwa sektor pertanian merupakan sektor basis di wilayah tersebut.

Jika dilakukan penghitungan MAPE dengan berdasarkan data rumah tangga usaha pertanian hasil SUTAS2018 (survei pertanian antar sensus 2018) menurut provinsi, maka diperoleh nilai MAPE pada agregat nasional sebesar 13.17% dan nilai MAPE maksimum pada level provinsi mencapai 30.27% [6]. Ini menunjukkan bahwa metode hybrid ENT cukup baik dalam melakukan peramalan jumlah rumah tangga usaha pertanian.

**Tabel 3.2** Hasil Penghitungan MAPE dengan Membandingkan Jumlah Rumah Tangga Usaha Pertanian hasil SUTAS2018 dengan Metode Hybrid ENT

Provinsi	MAPE	Provinsi	MAPE
Aceh	13.49%	Nusa Tenggara Barat	17.42%
Sumatera Utara	14.01%	Nusa Tenggara Timur	4.04%
Sumatera Barat	11.80%	Kalimantan Barat	9.06%
Riau	10.22%	Kalimantan Tengah	11.11%
Jambi	13.08%	Kalimantan Selatan	12.82%
Sumatera Selatan	9.61%	Kalimantan Timur	21.94%
Bengkulu	10.88%	Kalimantan Utara	9.80%
Lampung	11.78%	Sulawesi Utara	14.36%
Kep. Bangka Belitung	30.27%	Sulawesi Tengah	8.03%
Kepulauan Riau	17.49%	Sulawesi Selatan	8.44%
DKI Jakarta	67.36%	Sulawesi Tenggara	5.68%
Jawa Barat	20.41%	Gorontalo	14.11%
Jawa Tengah	16.49%	Sulawesi Barat	3.60%
DI Yogyakarta	6.72%	Maluku	5.22%
Jawa Timur	13.86%	Maluku Utara	7.40%
Banten	19.39%	Papua Barat	21.82%
Bali	3.99%	Papua	29.45%
		Indonesia	13.17%

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan dapat diketahui bahwa: (1) metode estimasi intersensal dan hybrid ENT dapat diterapkan pada ketersediaan data yang terbatas, (2) hasil peramalan jumlah rumah tangga usaha pertanian periode 2014 – 2013 menunjukkan trend menurun sebagai implikasi data historis hasil intersensal yang berperilaku trend menurun, dan (3) hasil MAPE menunjukkan bahwa metode hybrid ENT cukup baik dalam melakukan peramalan rumah tangga usaha pertanian.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Bates, J.M. and Granger, C.W.J. (1969). *The Combination of forecasts*. Operational Research Society, 20 (4): 451-468. DOI: 10.2307/3008764
- Chang, P-C., Wang, Y-W., & Liu, C-H. (2007). *The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting*. Expert Systems with Applications 32, p 86–96.
- De Livera, A.M., Hyndman, R.J. and Snyder, R.D. (2011). *Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing*. Journal of the American Statistical Association, 106(496): 1513-1527. DOI: 10.1198/jasa.2011.tm09771.
- Hyndman, R.J., Koehler, A.B., Ord, J.K. and Snyder, R.D. (2008). *Forecasting with Exponential Smoothing: the State Space Approach*. Berlin, Springer. DOI: 10.1007/978-3-540-71918-2.
- Hyndman, R. J. & Athanasopoulos, G. (2013). *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts. <https://robjhyndman.com/uwafiles/fpp-notes.pdf>
- Moreno, J.M., Pol, A.P., Abad, A.S., and Blasco, B.C. (2013). *Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy*. Psicothema, 25 (4): 500-506. DOI: <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>