

# Hybrid Exponential Smoothing Neural Network untuk Peramalan Data Pengguna Pita Lebar di Indonesia

Aris Gunaryati<sup>1</sup>, Fauziah<sup>2</sup>, Septi Andryana<sup>3</sup>

Program Studi Informatika, Universitas Nasional, Jalan Sawo Manila No. 61 Jakarta Selatan<sup>1,2,3</sup>  
[aris.gunaryati@civitas.unas.ac.id](mailto:aris.gunaryati@civitas.unas.ac.id)<sup>1</sup>, [fauziah@civitas.unas.ac.id](mailto:fauziah@civitas.unas.ac.id)<sup>2</sup>, [septi.andryana@civitas.unas.ac.id](mailto:septi.andryana@civitas.unas.ac.id)<sup>3</sup>

Diterima : 01 Maret 2019  
Disetujui : 20 April 2019

**Abstract**— The country of Indonesia has a huge opportunity to realize the potential for broadband users because the population growth rate is high and internet users are increasing each year. For this reason, acceleration is needed in providing telecommunications services and infrastructure that can increase internet access for users. To find out the estimated number of broadband users in the future, in this study proposed a hybrid exponential smoothing neural network forecasting model. By combining these methods, it is possible to take advantage of the forecasting technique of each while overcoming their drawbacks. This study showed that the RMSE value of hybrid model is 29.86% lower than that of the non hybrid. The MAPE value of hybrid model is 99.93% lower than that of the non hybrid model and the MAE value of hybrid model is 38.52% lower than that of the non hybrid model.

**Index Terms**—broadband, exponential smoothing, forecast, hybrid, neural network

## I. PENDAHULUAN

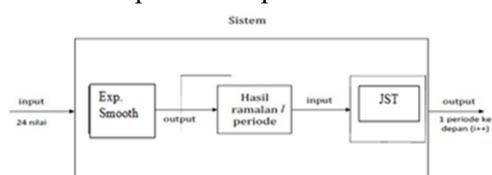
Pitalebar (*broadband*) dalam Rencana Pitalebar Indonesia 2014-2019 didefinisikan sebagai akses internet dengan adanya jaminan konektivitas yang selalu tersambung, terjamin ketahanan keamanan informasinya serta memiliki kemampuan triple-play dengan kecepatan sebesar minimal 2 Mbps untuk akses tetap (*fixed*) dan 1 Mbps untuk akses bergerak (*mobile*) [1]. Untuk meningkatkan jangkauan pitalebar di Indonesia, perlu perkiraan jumlah pengguna pitalebar di masa mendatang agar pemerintah dapat merancang infrastruktur sesuai kebutuhan pengguna di seluruh Indonesia.

Model peramalan yang cocok dan akurat sangat dibutuhkan agar perkiraan jumlah pengguna pitalebar di Indonesia dapat mendekati nilai sebenarnya sehingga dapat membantu pemerintah untuk membuat kebijakan yang tepat guna dan tidak salah sasaran. Berdasarkan penelitian sebelumnya, telah dilakukan perbandingan metode peramalan *exponential smoothing* dan metode jaringan syaraf tiruan propagasi balik untuk data pengguna pitalebar di Indonesia. Hasilnya menunjukkan bahwa metode jaringan syaraf tiruan lebih akurat dibandingkan metode *exponential smoothing* [2]. Untuk itu pada

penelitian ini telah dilakukan metode *hybrid exponential smoothing neural network* yaitu menggabungkan metode *exponential smoothing* dan jaringan syaraf tiruan agar diperoleh model peramalan yang lebih cocok dan akurat. Beberapa penelitian juga sudah menggunakan metode tersebut untuk membuat model peramalan dan hasilnya memang lebih akurat dibandingkan metode lain [3], [4], [5]. Hanya saja, untuk peramalan pengguna pitalebar dengan metode tersebut belum ada, untuk itulah penelitian ini dilakukan dengan tujuan meramal jumlah pengguna pitalebar di Indonesia pada tahun yang akan datang.

## II. METODE PENELITIAN

Metode yang diusulkan pada penelitian ini adalah *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network*, yaitu metode gabungan antara metode *exponential smoothing* dan metode *Neural Network*. Adapun metode yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Model Peramalan *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network*

Berdasarkan gambar 1 dapat dilihat alur pembentukan model dimulai dengan menentukan model *exponential smoothing* yang paling cocok untuk data pengguna pitalebar, lalu hasil output model *exponential smoothing* menjadi input pada pemodelan dengan metode *neural network* (jaringan syaraf tiruan/JST).

A. Metode Exponential Smoothing

1. Single Exponential Smoothing

*Single Exponential Smoothing* adalah metode yang mengulang penghitungan secara terus menerus menggunakan data terbaru. Metode ini baik digunakan jika data tidak dipengaruhi secara signifikan oleh faktor trend dan musiman. Dalam metode ini diperlukan sebuah parameter yang biasa disebut dengan *smoothing constant* ( $\alpha$ ). Setiap data diberi bobot tertentu,  $\alpha$  untuk data yang paling baru,  $\alpha(1-\alpha)$  digunakan untuk data yang agak lama dan seterusnya, dengan  $\alpha$  berada di antara nilai 0 dan 1. Berikut adalah persamaan statistik pemulusan (*smoothed statistic*) atau disebut juga nilai pemulusan (*smoothed value*) :

$$S_n = \alpha[Y_n + (1-\alpha)Y_{n-1} + (1-\alpha)^2Y_{n-2} + \dots] \quad (2.1)$$

Dengan melakukan substitusi sederhana dari persamaan di atas maka didapat persamaan berikut:

$$S_n = \alpha Y_n + (1-\alpha)S_{n-1} \dots \dots \dots (2.2)$$

2. Double Exponential Smoothing (Brown)

Metode ini digunakan untuk data yang mengandung trend linier dan sering disebut juga metode linier satu-parameter dari Brown. Persamaan yang dipakai adalah sebagai berikut :

$$S_n'' = \alpha S_n' + (1-\alpha)S_{n-1}'' \dots \dots \dots (2.3)$$

3. Double Exponential Smoothing (Holt)

Metode ini pada prinsipnya serupa dengan metode Brown, perbedaannya adalah menggunakan parameter yang berbeda dari parameter yang digunakan pada deret yang asli. Nilai peramalan dari metode ini didapat menggunakan dua konstanta pemulusan (dengan nilai antara 0 dan 1) dan tiga persamaan berikut :

$$S_n = \alpha Y_n + (1-\alpha)(S_{n-1} + T_{n-1}) \dots \dots \dots (2.4)$$

$$T_n = \gamma(S_n - S_{n-1}) + (1-\gamma)T_{n-1} \dots \dots \dots (2.5)$$

$$Y_{n+m} = S_n + T_{n+m} \dots \dots \dots (2.6)$$

Persamaan (2.4) menyesuaikan  $S_n$  secara langsung untuk trend periode sebelumnya, yaitu  $T_{n-1}$  dengan menambahkan nilai pemulusan yang terakhir, yaitu  $S_{n-1}$ . Hal ini membantu

untuk menghilangkan kelambatan dan menempatkan ke dasar perkiraan data saat ini.

Persamaan (2.5) untuk meremajakan trend, yang ditujukan sebagai perbedaan antara dua nilai pemulusan yang terakhir. Hal ini tepat karena jika terdapat kecenderungan trend pada data, nilai yang baru akan lebih tinggi atau lebih rendah daripada nilai yang sebelumnya. Karena mungkin masih terdapat sedikit kerandoman, maka hal ini dihilangkan oleh pemulusan dengan  $\gamma$  (gamma) trend pada periode terakhir ( $S_n - S_{n-1}$ ), dan menambahkannya dengan taksiran trend sebelumnya dikalikan dengan  $(1-\gamma)$ . Akhirnya didapatkan persamaan (2.6) untuk prediksi ke muka. Trend  $T_n$ , dikalikan dengan jumlah periode ke muka yang diramalkan yaitu  $m$ , dan ditambahkan pada nilai dasar  $S_n$ .

4. Triple Exponential Smoothing (Winter)

Jika datanya stasioner, maka metode rata-rata bergerak atau pemulusan eksponensial tunggal adalah tepat. Jika datanya menunjukkan suatu trend linier, maka metode Holt adalah tepat. Tetapi jika datanya musiman, metode Winter dapat menangani faktor musiman secara langsung. Metode ini didasarkan atas 3 persamaan pemulusan, masing-masing untuk unsur stasioner, trend dan musiman. Komponen musiman dan trend dapat berupa aditif atau multiplikatif.

5. Metode Neural Network

Di antara arsitektur *neural network* yang begitu banyak, yang paling sering digunakan adalah arsitektur *feedforward backpropagation* dengan *single hidden layer*. Hubungan parameter output ( $y_t$ ) dan input ( $y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots, y_{t-\alpha}$ ) direpresentasikan dalam persamaan berikut :

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^{\beta} w_j \cdot g(w_{0j}) + \sum_{i=1}^{\alpha} w_{ij} y_{t-i} + \epsilon_t \quad (2.7)$$

Di mana  $w_{ij}$  ( $i = 0, 1, 2, \dots, \alpha ; j = 0, 1, 2, \dots, \beta$ ) adalah parameter model yang disebut bobot koneksi,  $\alpha$  adalah jumlah node input dan  $\beta$  adalah jumlah node tersembunyi. Dalam penelitian ini, fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *hyperbolic tangent* berikut ini :

$$y = f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \dots \dots \dots (2.8)$$

$$f'(x) = [1 + f(x)][1 - f(x)] \dots \dots \dots (2.9)$$

Model Neural Network merupakan fungsi non linear yang memetakan nilai-nilai observasi di masa lampau ( $y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots, y_{t-a}$ ) terhadap nilai observasi di masa yang akan datang  $y_t$  sebagai berikut :

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-a}, w) + \epsilon_t \dots\dots (2.10)$$

Di mana  $w$  adalah vektor dari semua parameter dan  $f(\cdot)$  adalah fungsi yang dibentuk oleh struktur jaringan syaraf tiruan dan bobot koneksi. Oleh karena itu, model *neural network* mirip dengan model non linear autoregressive

6. Metode Hybrid Exponential Smoothing Neural Network

Metode *exponential smoothing* dan *neural network* masing-masing merupakan metode yang handal dalam model peramalan runtun waktu. Dengan mengkombinasikan dua metode tersebut diharapkan akan menghasilkan tingkat keakuratan yang lebih tinggi dibandingkan jika metode tersebut digunakan masing-masing tanpa dikombinasikan. Selain itu alasan penggabungan kedua model ini adalah karena adanya asumsi bahwa model tunggal tidak dapat secara total mengidentifikasi semua karakteristik dari *time series* [6]. Hipotesis dalam penelitian ini adalah bahwa gabungan model *Exponential Smoothing* dengan *Neural Network* akan lebih akurat karena struktur autokorelasi kompleks pada data dapat dimodelkan. Model *hybrid Exponential Smoothing Neural Network* merupakan metode gabungan, yaitu hasil ramalan dari metode *exponential smoothing* digunakan sebagai input pada metode *Neural Network*. Secara matematis, hasil ramalan secara keseluruhan yang diperoleh adalah sebagai berikut :

$$\hat{Z}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \dots\dots\dots (2.11)$$

Di mana  $Z_t$  adalah hasil peramalan yang merupakan gabungan nilai peramalan dari model *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network*.

7. Parameter Kinerja Model

Untuk mengukur kinerja model, dapat dilihat dari tingkat akurasi model berdasarkan parameter-parameter berikut ini :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - \hat{f}_i)^2} \dots\dots\dots (2.12)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |y_j - \hat{y}_j| \dots\dots\dots (2.13)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \hat{f}_i)(O_i - \bar{O}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2 \cdot \sum_{i=1}^N (\hat{f}_i - \bar{O}_i)^2}} \dots\dots\dots (2.14)$$

Nilai RMSE (Root Mean Square Error) dan MAE (Mean Absolute Error) menunjukkan tingkat error dari model peramalan yang diperoleh, semakin kecil nilai RMSE dan MAE, maka model semakin baik dan akurat. Nilai R menunjukkan kecocokan model dengan data sebenarnya. Semakin tinggi nilai R maka model semakin baik dan cocok terhadap data sebenarnya.

8. Data Penelitian

Untuk mendapatkan hasil peramalan jumlah pengguna pitalebar di Indonesia diperlukan data historis jumlah pengguna pita lebar di masa yang lalu. Pada kajian ini, data historis pengguna pitalebar di Indonesia diperoleh dari sumber data internet yaitu <https://www.itu.int>

Tabel 2.1 Data Pengguna Pitalebar di Indonesia Tahun 2000-2015

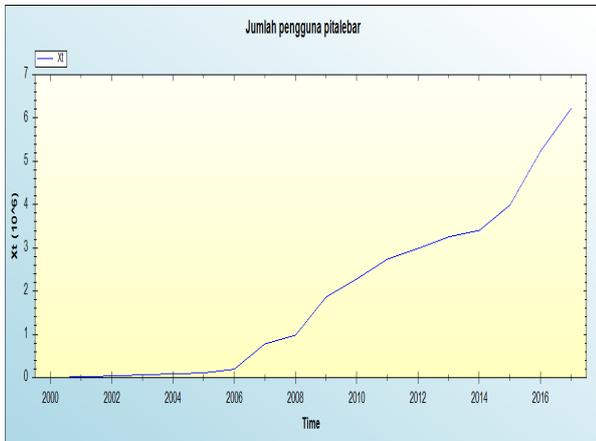
Tahun	Jumlah	Tahun	Jumlah
2000	4,000	2009	1,863,821
2001	15,000	2010	2,280,316
2002	38,300	2011	2,736,379
2003	61,600	2012	2,983,000
2004	84,900	2013	3,251,800
2005	108,200	2014	3,400,000
2006	194,367	2015	3,983,000
2007	778,770	2016	5,227,393
2008	981,562	2017	6,215,923

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam melakukan penelitian ini antara lain:

- Mempelajari metode peramalan *exponential smoothing* dan *neural network* melalui studi literatur
- Pengumpulan data runtun waktu pengguna pitalebar di Indonesia melalui internet
- Mempelajari pola data runtun waktu pengguna pitalebar di Indonesia
- Analisis dan pemodelan data dengan metode *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network*
- Penggunaan model hybrid untuk peramalan.

III. HASIL PENELITIAN

Setelah memperoleh data pengguna pitalebar di Indonesia dari internet, maka data tersebut diolah dan dianalisis menggunakan beberapa *software* di antaranya *software* Zaitun v 0.2.1, SPSS 21.0 dan MS Excel. Berdasarkan data yang diinput, ternyata pola data menunjukkan trend eksponensial seperti gambar berikut :



Gambar 2. Pola Data Pengguna Pitalebar

9. Model Exponential Smoothing

Dengan *Expert Modeller* yang ada pada SPSS 21.0 diperoleh hasil sebagai berikut :

Tabel 3.1 Hasil Pemodelan Exponential Smoothing

Model Description					
			Model Type		
Model ID	Broadband User	Model_1	Brown		

Exponential Smoothing Model Parameters					
Model	Parameter	Estimate	SE	t	Sig.
Broadband User - Model_1 (No Transformation)	Alpha (Level and Trend)	.830	.120	6.898	.000

Berdasarkan tabel 3.1 di atas, diperoleh model yang paling cocok adalah model Brown dengan nilai parameter alpha 0,830, sehingga modelnya sebagai berikut :

$$S_n'' = 0,83S_n' + 0,17S_{n-1}'' \dots\dots\dots (2.15)$$

Dengan model pada persamaan (15), hasil peramalan untuk tahun 2018 adalah :

Tabel 3.2 Hasil Peramalan dengan Model Exponential Smoothing

Forecast		
Model	2018	
Broadband User-Model_1	Forecast	7226109
	UCL	7873688
	LCL	6578530

Hasil tersebut menunjukkan bahwa jumlah pengguna pitalebar di Indonesia tahun 2018 diramal sebesar 7226109 orang. Untuk

menguji keakuratan model maka digunakan parameter kinerja sebagai berikut :

Tabel 3.3 Hasil Perhitungan Parameter Kinerja Model

Model Statistics						
Model	Number of Predictors	Model Fit statistics				
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE
Broadband User-Model_1	0	.095	.976	306936.302	21.619	185135.358

Dari tabel 3.3 dapat terlihat nilai-nilai :  
R square = 0,976, artinya 97,6% model cocok dengan data yang ada

RMSE = 306936, artinya rata-rata kuadrat error sebesar 306936

MAPE = 21.62 artinya rata-rata absolut persentase error sebesar 21,62%

MAE = 185135.36 artinya rata-rata absolut error sebesar 185135.36

Selanjutnya, hasil peramalan dengan model *Exponential Smoothing* ini menjadi input pada pemodelan neural network berikut ini :

10. Model Hybrid Exponential Smoothing Neural Network

Hasil peramalan yang diperoleh menggunakan model *Exponential Smoothing* akan menjadi input pada pemodelan *neural network* / jaringan syaraf tiruan, untuk mendapatkan model peramalan yang lebih baik. Metode *neural netwoar* yang digunakan adalah metode *backpropagation* dengan arsitektur (7,12,1) artinya input layer neuron sebanyak 7, hidden layer neuron sebanyak 12 dan output layer neuron sebanyak 1. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi hyperbolic tangen. Arsitektur ini dipilih setelah melakukan simulasi terhadap beberapa arsitektur dan ternyata yang paling bagus adalah aristektur ini. Hasil olah data dengan software Zaitun Time Series 0.2.1 untuk model jaringan syaraf tiruan terbaik adalah sebagai berikut :

Tabel 3.4 Hasil Pemodelan Hybrid Exponential Smoothing Neural Network

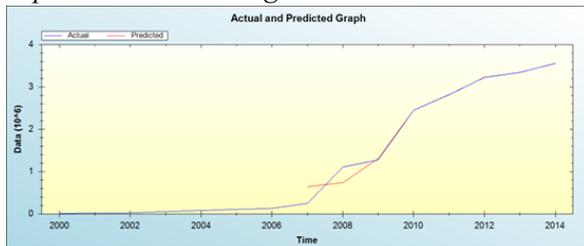
Variable	Xt
Included Observation	11 (After Adjusting Endpoints)
Network Archiecture	
Input Layer Neurons	7
Hidden Layer Neurons	12
Output Layer Neurons	1
Activation Function	HyperbolicTangentFunction
Back Propagation Learning	
Learning Rate	0.05
Momentum	0.5
Criteria	
Error	0.018392
MSE	34223060496
MAE	98074.64948

Hasil Peramalan dengan Metode *Hybrid Exponensial Smoothing Neural Network* sebagai berikut :

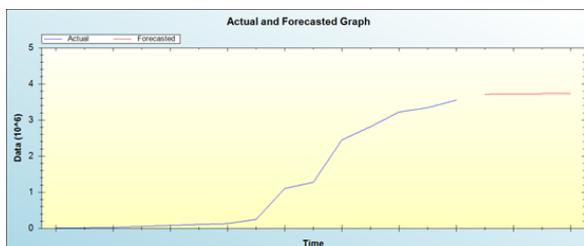
Tabel 3.5 Hasil Peramalan dengan Model *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network*

Iterasi (t)	St 2	Neural Network	Prediksi/Peramanlam
1	9740	-	-
2	15145	-	-
3	25884	-	-
4	57377	-	-
5	83823	-	-
6	107956	-	-
7	131448	-	-
8	259161	691225.9807	-432064.9807
9	1188424	768354.2865	420069.7135
10	1269646	1343251.508	-73605.5075
11	2538205	2465468.953	72736.0472
12	2801595	2799328.573	2266.4269
13	3207158	3255422.639	-48264.639
14	3303908	3290495.214	13412.7857
15	3531836	3524364.01	7471.9902
16	3591494	3595883.623	-4389.6231
17	4429159	4429593.93	-434.9295
18	6211844	6207739.499	4104.501

Berdasarkan arsitektur *neural network* yang digunakan maka hasil peramalan akan dihitung setelah 7 periode. Berikut ini gambar-gambar output dari hasil pemodelan *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network* :



Gambar 3.1 Grafik nilai aktual dan prediksi



Gambar 3.2 Grafik nilai aktual dan nilai peramalan

### 11. Perbandingan Hasil Model Peramalan *Exponential Smoothing* dan Model *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network*

Setelah membuat pemodelan dengan metode *exponential smoothing* dan *hybrid exponential smoothing*, berikut hasil perbandingan metode peramalan *exponential smoothing* dan metode *hybrid exponential smoothing neural network* berdasarkan nilai RMSE, MAPE dan MAE.

Tabel 3.6 Perbandingan Nilai Parameter Kinerja Model

Model Statistics						
Model	Number of Predictors	Model Fit statistics				
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE
Broadband User-Model_1	0	.095	.976	184994.758	21.619	185135.358
Hybrid Brown ES-Neural Network	0	0.018392	0,95	184994.758	24,235	98074.64948

Berdasarkan nilai RMSE, MAPE dan MAE pada tabel di atas, terlihat bahwa model peramalan *Hybrid Brown ES-Neural Network* lebih akurat dibandingkan dengan model *Brown ES* biasa karena nilai RMSE, MAPE dan MAE lebih kecil.

Hasil peramalan dengan kedua model tersebut untuk tahun 2018 sebagai berikut :

- Dengan model *Exponential Smoothing* sebesar **7226109** dan dengan model *hybrid exponential smoothing neural network* sebesar **6505102.5322**
- Berdasarkan nilai peramalan tahun 2018 tersebut, terdapat perbedaan yang cukup besar untuk hasil peramalan kedua model dan ini harus diuji selanjutnya.

## IV. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil olah data dan analisis data yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa model *Exponential Smoothing* terbaik untuk data jumlah pelanggan pita lebar Indonesia adalah model *Brown* dengan nilai R-Square sebesar 0,976, RMSE sebesar 184994.758, MAPE sebesar 21,619 dan MAE sebesar 185135,36. Dengan parameter konstan sebesar 0,075. Model *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network* terbaik untuk data jumlah pelanggan pita lebar di Indonesia adalah model arsitektur *Backpropagation* (7, 11, 1) dengan fungsi aktivasi *Hyperbolic Tangen*, *learning rate* 0,05 dan *momentum* 0,5. Dengan model arsitektur tersebut diperoleh nilai R-Square sebesar 0,95 RMSE sebesar 184994, MAE sebesar 98074,65 dan MAPE sebesar 24,235.

Berdasarkan nilai RMSE, MAPE maupun MAE dapat disimpulkan bahwa model *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network* lebih baik dan lebih cocok untuk memprediksi jumlah data pelanggan pitalebar di Indonesia tahun 2015-2018 dibandingkan model Brown ES biasa, karena menghasilkan nilai RMSE, MAPE dan MAE yang lebih kecil. Prosentase akurasi model *hybrid* terhadap model non *hybrid* adalah sebesar 29.86% untuk nilai RMSE, 99.93% untuk nilai MAPE dan 38.52% untuk nilai MAE

#### B. Saran

Untuk selanjutnya perlu dilakukan penelitian lebih lanjut sehingga diperoleh model peramalan yang lebih baik dan lebih akurat, dengan membuat kombinasi dari model peramalan statistika dan jaringan syaraf tiruan yang lain.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Perencanaan Pembangunan Nasional/Bappenas, "Rencana Pitalebar Indonesia (Indonesia Broadband Plan) 2014-2019 Konektivitas – Inovasi - Transformasi", Jakarta, Kementerian PPN/BAPPENAS, 2014, hal 1-118
- [2] A. Gunaryati, Fauziah, S. Andryana, "Perbandingan Metode Peramalan Eksponensial Smoothing dan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik Untuk Data Pengguna Pita Lebar (Broadband) di Indonesia", Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informatika dan Komputer, Vol. 8, No. 2, p-ISSN 2089-0265, e-ISSN, 2089-0265, e-ISSN 2598-3016, 3rd ed, 2018
- [3] Kin Keung Lai, Lean Yu, Shouyang Wang Wei Huang, "Hybridizing Exponential Smoothing and Neural Network for Financial Time Series Predication", Intenational Conference on Computational Science, 2006, pp. 493-500
- [4] Indah Suryani, Romi Satria Wahono, "Penerapan Exponential Smoothing untuk Transformasi Data dalam Meningkatkan Akurasi Neural Network pada Prediksi Harga Emas", Journal of Intelligent Systems, Vol. 1 No. 2, 2015, pp. 67-75
- [5] Winiti Sulandari, Subanar, Suhartono, Herni Utami, "Forecasting Electricity Load Demand Using Hybrid Exponential Smoothing Artificial Neural Network Model", International Journal of Advances in Intelligent Informatics, Vol. 2 No. 3, 2016, pp. 131-139
- [6] Terui N & Van Dijk HK., "Combined forecast from linear and nonlinear time series model", Int J. of Forecasting 18 (3):421-438, 2002.