

# Peningkatan Sistem Prediksi Kebutuhan Energi Jangka Pendek Menggunakan Algoritma RVGA-ENM

Wahab Musa, Sardi Salim, Ifan Wiranto

Teknik Elektro Universitas Negeri Gorontalo Jl. Jend. Sudirman No.06, Kota Gorontalo, Indonesia  
Email: [wmusa@ung.ac.id](mailto:wmusa@ung.ac.id), [sardi@ung.ac.id](mailto:sardi@ung.ac.id), [ifanwiranto@yahoo.com](mailto:ifanwiranto@yahoo.com)

**Abstract**— Short term energy demand forecasting system is a tool in short term energy planning such as monthly energy needs in an area. This study aims to improve the ability of short-term prediction systems using the RVGA-ENM algorithm. The integration of the RVGA (real value genetic algorithm) and ENM (extended nelder mead) algorithm is a hybrid of two algorithms that complement each other. The ability of RVGA to explore the search for global optimal solutions and ENM in exploiting optimal local solutions, when combined will improve the accuracy of predictive systems. To test the performance of the proposed short-term energy demand system, the monthly electricity demand data in the Gorontalo Province area is used. Electrical energy needs data were obtained from PT. PLN Gorontalo Branch for a period of 72 months from January 2012 to December 2017. The test results showed a significant increase in the system of short-term energy demand prediction marked by MAPE error 3%, MSE 0.4% and RMSE 0.6%.

**Index Terms**— Energy requirements, Short term forecasting, Prediction system accuracy.

**Abstrak**— Sistem prediksi kebutuhan energi jangka pendek (short term energy demand forecasting) merupakan suatu alat bantu dalam perencanaan energi jangka pendek seperti kebutuhan energi setiap bulan disuatu wilayah. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan sistim prediksi jangka pendek menggunakan algoritma RVGA-ENM. Integrasi algoritma RVGA (real value genetic algorithm) dan ENM (extended nelder mead) merupakan hibrida dua algoritma yang saling melengkapi satu sama lainnya. Kemampuan RVGA dalam mengeksplorasi pencarian solusi optimal global dan ENM dalam mengeksploitasi solusi optimal local, ketika digabungkan akan meningkatkan akurasi sistim prediksi. Untuk menguji unjuk kerja sistim prediksi kebutuhan energi jangka pendek yang diusulkan, digunakan data kebutuhan energi listrik bulanan di wilayah Provinsi Gorontalo. Data kebuthan energi listrik diperoleh dari PT. PLN Cabang Gorontalo untuk rentang waktu 72 bulan dari Januari 2012 hingga Desember 2017. Hasil pengujian menunjukkan adanya peningkatan yang signifikan sistim prediksi kebutuhan energi jangka pendek ditandai dengan error MAPE 3%, MSE 0.4% dan RMSE 0.6%.

**Kata Kunci**— Kebutuhan energi, Short term forecasting, Akurasi sistim prediksi.

## I. PENDAHULUAN

Pertumbuhan ekonomi yang cukup pesat di Provinsi Gorontalo, menuntut kesiapan ketersediaan energi dalam

mendukung segala kegiatan industri, bisnis, transportasi, rumah tangga dan bidang lainnya. Pertumbuhan yang cepat di sektor-sektor pembangunan memerlukan kesiapan pemerintah dalam menyediakan energi sebagai faktor pendukung utama, dan pertumbuhan konsumsi energi biasanya adalah dua kali lipat dari pertumbuhan ekonomi.

Pemerintah yang terkait dengan energi harus dapat merencanakan secara baik penyediaan energi supaya sesuai dengan peruntukannya tepat waktu dan tepat sasaran. Untuk itu perlu adanya dukungan dan inovasi dari berbagai pihak terhadap para pengambil kebijakan di bidang energi di daerah. Inovasi tersebut dapat saja bersumber dari perguruan tinggi yang ada di daerah sesuai dengan keahlian yang dimiliki oleh Sumber Daya Manusia di Perguruan Tinggi.

Dalam perencanaan penyediaan energi diperlukan model prediksi yang akurat dan handal. Short term energy demand forecasting (STEDF) adalah salah satu model prediksi yang dikembangkan dalam penelitian ini. STEDF adalah berbasis pada kecerdasan buatan (artificial intelligence). Kecerdasan buatan menggabungkan beberapa algoritma masih menjadi trend karena memiliki kemampuan yang saling melengkapi satu sama lainnya [1], [2], [3].

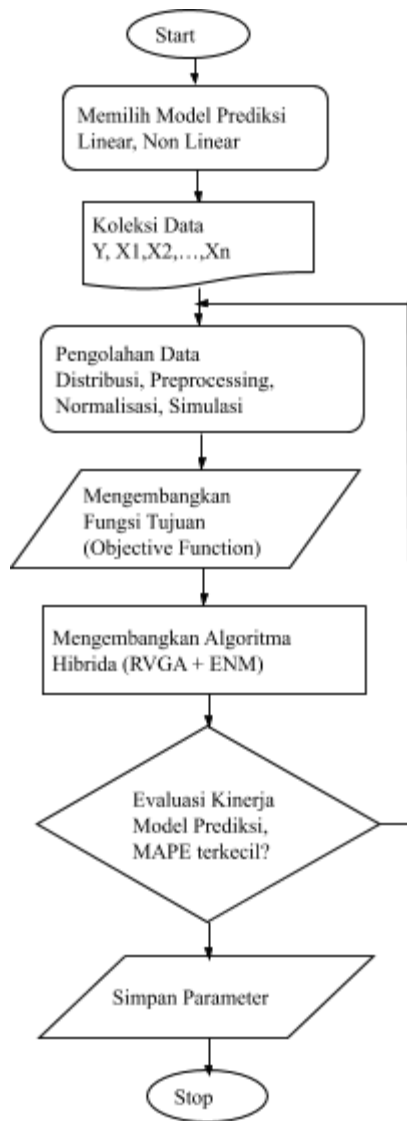
Model pengembangan kecerdasan komputasi pada penelitian ini memanfaatkan kemampuan algoritma genetika dalam melakukan eksplorasi solusi optimal dalam wilayah pencarian global dan kelebihan algoritma nelder mead dalam melakukan eksploitasi solusi optimal melalui pencarian lokal. Model tersebut dinamai RVGA-ENM. Data konsumsi energi bulanan diperlukan untuk menguji unjuk kerja dari STEDF berbasis RVGA-ENM. Data bulanan dari Januari 2012 hingga Desember 2017 diperoleh dari PT PLN wilayah Suluttenggo cabang Gorontalo.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Diagram alir dari metodologi yang digunakan seperti ditunjukkan pada gambar 1, [2], [3]. Langkah pertama adalah memilih model prediksi yang tepat. Model matematis berupa linear dan nonlinear. Langkah kedua adalah koleksi data. Data untuk kebutuhan energi di Provinsi Gorontalo dan variabel yang dikumpulkan dapat dikategorikan sebagai data time series dan mungkin memiliki urutan secara integer. Langkah ketiga adalah

Pengolahan data. Pengolahan berupa preprocessing, normalisasi dan redistribusi. Data normalisasi menggunakan metode yang sederhana, misalnya membagi semua data historis dengan nilai konstan.

Langkah keempat berupa pengembangan fungsi objektif. Representasi fungsi obyektif dari masing-masing model adalah fungsi fitness yang mewakili hubungan antara kebutuhan energi (variabel dependen) sebagai output (Y) dengan variabel independen sebagai input (X). Variabel independen seperti PDRB, jumlah penduduk, dan faktor lainnya yang dianggap mempengaruhi Y. Fungsi obyektif adalah model linier dan nonlinear yang menyatakan hubungan Y dan X [4],[5].



Gambar 1 Diagram Alir Metodologi Penelitian

Langkah kelima adalah mengembangkan algoritma. Algoritma pencarian lokal nelder mead yang sudah ditingkatkan melakukan eksploitasi solusi di sekitar individu dalam lingkungan lokal, sedangkan algoritma genetika membuat eksplorasi dalam populasi global. Pendekatan yang diusulkan dikenal sebagai algoritma

genetika hibrida bernilai real dan nelder mead yang ditingkatkan (RVGA-ENM).

Langkah ke-enam adalah mengevaluasi kinerja model prediksi. Untuk mengevaluasi kinerja model prediksi kebutuhan energi berdasarkan algoritma hibrida RVGA-ENM, maka dibandingkan nilai aktual dan nilai hasil simulasi. Kemudian dilakukan validasi hasil dengan mengukur MAPE terkecil. Langkah ke tujuh adalah menyimpan semua parameter yang diperoleh dalam model yang terindikasi memiliki error terendah. Nilai parameter ini nantinya dapat digunakan untuk melakukan proyeksi kebutuhan energi beberapa bulan ke depan.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum memulai melakukan formatting, pertama-tama tuliskan isi teks makalah anda pada file yang berbeda. Pastikan urutan paragraf, sub judul atau heading dan persamaan telah berada pada urutan yang tepat. Ada baiknya memisahkan isi teks, tabel, dan gambar terlebih dahulu. Pastikan format untuk teks selesai setelah itu masukkan gambar dan tabelnya.

#### A. Model Prediksi

Model prediksi dalam bentuk persamaan matematis yang menyatakan hubungan antara k konsumsi energi sebagai variable dependent (Y) dengan beberapa variable independent (X1, X2, ..., Xn). Persamaan ini bisa linear maupun non linear. Persamaan (1) menyatakan hubungan X dan Y dalam bentuk linear logarithmic:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_1 + \beta_3 \log X_3 + \dots + \beta_n \log X_n$$

(1)

dimana  $\beta$  adalah parameter yang menyatakan besarnya pengaruh setiap variabel independen terhadap variable dependent. Dalam persamaan (2), (3), dan (4), hubungan antara X dan Y dinyatakan dalam bentuk nonlinear dan gabungan linear dan nonlinear:

$$Y = \beta_2 + \beta_1 X_1 + \beta_4 X_2 + \dots + \beta_n X_n - 2$$

(2)

$$Y = \hat{\beta}_2 + \beta_1 X_2^{\hat{\beta}_4} + \beta_5 X_3^{\hat{\beta}_6} \dots + \beta_n X_n - 2 \hat{\beta}_n + 1$$

(3)

$$Y = \hat{\beta}_2 + \beta_1 X_2^{\hat{\beta}_4} + \beta_5 X_3^{\hat{\beta}_6} \dots + \beta_n X_n - 2 \hat{\beta}_n + 1 + \beta_{n+2} X_1 X_2 + \beta_{n+3} X_1 X_3 + \beta_{n+4} X_1 X_4 + \dots + \beta_{n+m} X_n - 1 X_n$$

(4)

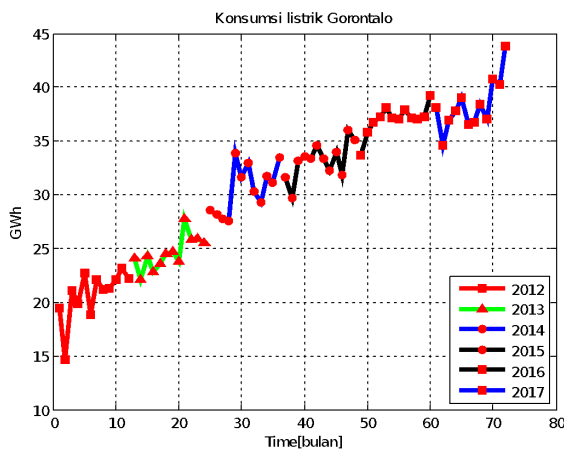
#### B. Koleksi dan Pengolahan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan konsumsi energi listrik dalam kurun waktu periode pengamatan Januari 2012 hingga Desember 2017. Data ini diperoleh dari PT. PLN (Persero) Wilayah Suluttenggo Cabang Gorontalo selama 72 bulan. Konsumsi energi listrik selama periode tersebut seperti pada Tabel 1.

Konsumsi energi listrik dinyatakan dalam satuan MWh, selanjutnya dilakukan preprocessing agar mendapatkan distribusi data yang lebih baik untuk diolah oleh algoritma. Data yang dibutuhkan oleh algoritma adalah data input yang sudah dinormalisasi. Proses untuk normalisasi pada penelitian ini menggunakan metode sederhana yakni membagi semua data dengan angka maksimum, sehingga hasilnya tersebar dalam range nol sampai maximum satu ( $0 < n < 1$ ). Data ini tidak boleh nol karena nanti akan menyulitkan pada perhitungan error yang menggunakan mean absolute percentage error (MAPE).

TABLE I  
KONSUMSI ENERGI LISTRIK (MWh) DI PROVINSI GORONTALO 2012-2017

	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Jan	19501.90	24085.01	28583.85	31631.56	33690.07	38046.48
Feb	14694.27	22081.79	28198.03	29746.95	35872.09	34617.72
Mar	21120.27	24322.01	27725.93	33173.45	36798.29	36975.93
Apr	19926.88	22853.50	27524.60	33556.25	37322.94	37772.32
May	22734.69	23569.68	33890.91	33418.41	38075.71	38969.98
Jun	18816.80	24509.32	31691.63	34602.54	37137.33	36600.38
Jul	22085.02	24687.65	32989.92	33385.95	37036.96	36772.32
Aug	21180.27	23733.07	30337.99	32275.55	37936.19	38417.54
Sep	21336.45	27727.60	29244.49	34017.66	37130.26	37118.01
Oct	22110.48	25771.34	31769.32	31810.12	37033.33	40801.48
Nov	23199.26	25897.03	31103.66	36031.21	37282.77	40255.55
Dec	22187.75	25511.92	33534.23	35164.14	39266.64	43777.76



Gambar 2. Pola konsumsi energi listrik Gorontalo

Algoritma RVGA-ENM akan menghitung nilai fitness solusi individu minimum (global minima) dari fungsi objektif yang diperoleh pada setiap iterasi. Jika pencarian yang ditargetkan adalah nilai kesalahan yang menyatakan penyimpangan antara data aktual dan hasil prediksi, maka pada kondisi ideal nilai ini adalah nol. Nilai ini adalah yang bisa dicapai bila konvergen. Tapi kondisi ideal mencapai tingkat akurasi 100% ini sulit dicapai [3],[4],[5].

Fungsi objektif dinyatakan dengan persamaan matematis sebagai berikut:

$$Y_t = f[\gamma (Y_{tn})]$$

dimana  $Y_t$  adalah nilai actual, dan  $f[\gamma (Y_{tn})]$  adalah nilai prediksi pada bulan ke-n.  $\gamma$  adalah parameter yang akan dihitung oleh algoritma RVGA-ENM.

Dalam penelitian ini, MSE, RMSE, MAD, dan MAPE digunakan sebagai fungsi evaluasi kebugaran untuk mengukur kesalahan terkecil (f-BEST) antara hasil simulasi dan nilai aktual kebutuhan energi.

Dalam pencarian solusi terbaik, solusi yang diperoleh dari RVGA dijadikan inital point ( $x_0$ ) untuk algoritma pencarian lokal Nelder Mead (ENM). Ini karena pada Nelder Mead, nilai awal pencarian sangat menentukan dalam mengeksplorasi solusi optimum. Jika initial point adalah titik terbaik hasil eksploitasi dari algoritma RVGA, maka ENM akan cepat menemukan titik konvergen (Solusi optimal global) [6].

C. Pencarian Nilai Parameter oleh Algoritma RVGA-ENM

Untuk mengestimasi nilai parameter yang dapat meminimalkan kesalahan RVGA-ENM, percobaan menggunakan data normalisasi dilakukan sehingga diperoleh nilai f\_BEST seperti Tabel 2 dan Tabel 3.

TABLE II  
NILAI PARAMETER TERBAIK (f-BEST) OLEH RVGA

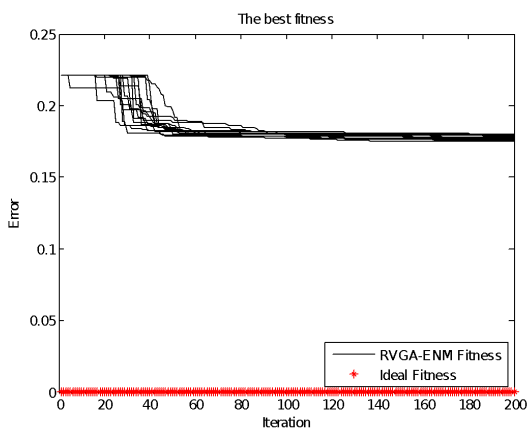
Iterasi	Parameter ( $\beta_1, \dots, \beta_n$ )	f-Best
RVGA-generasi ke- 1:	$f(1.844780 \ 0.287858 \ 0.462623 \ 0.911442 \ 1.170426 \ 0.044437 \ 0.962014 \ 0.338224)$	= 3101.069028
RVGA-generasi ke- 2:	$f(1.280168 \ 0.040304 \ 1.296260 \ 0.144950 \ 0.831223 \ 0.007926 \ 1.512368 \ 1.693396)$	= 985.287972
RVGA-generasi ke- 3:	$f(1.280168 \ 0.040304 \ 1.296260 \ 0.144950 \ 1.170411 \ 0.044437 \ 0.962014 \ 0.338224)$	= 155.120718
RVGA-generasi ke- 4:	$f(1.281129 \ 0.040304 \ 1.038447 \ 0.145926 \ 0.831225 \ 0.039474 \ 0.621401 \ 1.267712)$	= 140.063901
RVGA-generasi ke- 5:	$f(1.312379 \ 0.040304 \ 1.038447 \ 0.145926 \ 0.815600 \ 0.055099 \ 0.621401 \ 0.256780)$	= 67.422593
...	...	...
RVGA-generasi ke- 90:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 91:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 92:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 93:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 94:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 95:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 96:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 97:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 98:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 99:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838
RVGA-generasi ke- 100:	$f(0.198877 \ 0.039853 \ 1.038935 \ 0.766560 \ 0.521811 \ 0.013795 \ 0.444857 \ 0.379913)$	= 0.200838

TABLE III  
NILAI PARAMETER TERBAIK (f) OLEH ENM

nilai_awal ENM ( $x_0$ ) =	0.1989	0.0399	1.0389	0.7666	0.5218	0.0138	0.4449	0.3799
ENM Putaran ke 1 =	[0.20804	0.043954	0.91056	1.0594	0.50293	0.093716	0.45732	0.007572], f = 0.18894

ENM Putaran ke 2=	[0.12939 0.061496 1.0239 0.85793 0.30547 0.11629 0.38045 0.052176].	f = 0.18656
ENM Putaran ke 3=	[0.13948 0.052362 1.0526 0.99891 0.5677 -0.12469 0.10817 0.31124].	f = 0.18603
ENM Putaran ke 4=	[0.19407 0.041946 1.0637 0.74693 0.40718 0.072552 0.45462 0.34415].	f = 0.19544
ENM Putaran ke 5 =	[0.14745 0.039391 1.3293 0.79142 0.47201 0.21494 -0.079888 0.46146].	f = 0.18819
ENM Putaran ke 6=	[0.16514 0.075119 0.61996 1.0725 0.40518 0.13553 0.16519 0.10955].	f = 0.18306
ENM Putaran ke 7=	[0.14234 0.055568 1.0087 0.63402 0.51207 0.086345 0.33052 0.27534].	f = 0.19225
ENM Putaran ke 8 =	[-0.22874 0.039278 2.41 0.49482 0.3137 -0.14304 0.24716 0.16791].	f = 0.18448
ENM Putaran ke 9=	[0.21184 0.048445 0.82537 1.067 0.53102 0.0095948 0.49987 -0.014717].	f = 0.18926
ENM Putaran ke 10=	[0.15258 0.045102 1.1952 0.95057 0.5102 -0.2161 0.44509 0.15332].	f = 0.18872
ENM Putaran ke 11=	[0.086404 0.070071 1.0057 0.90447 0.48875 -0.071406 0.051176 0.27823].	f = 0.18238
ENM Putaran ke 12=	[0.061308 0.073079 1.0586 0.84242 0.22336 0.28114 0.22458 0.005284].	f = 0.18214
ENM Putaran ke 13=	[0.14594 0.055994 0.97332 0.7433 0.64036 -0.048193 0.30819 0.22295].	f = 0.1897
ENM Putaran ke 14=	[0.066516 0.089195 0.81011 0.79172 0.37368 -0.0052735 0.14333 0.33024].	f = 0.18331
ENM Putaran ke 15=	[0.19796 0.049985 0.86688 0.94609 0.48706 0.016382 0.055767 0.53548].	f = 0.18982
ENM Putaran ke 16=	[-0.33957 0.14198 1.3173 0.57124 0.21417 0.0074778 0.078603 0.092689].	f = 0.17482

Gambar 3 menunjukkan grafik perolehan fitness terbaik dari RVGA-ENM dalam 200 iterasi.



Gambar 3. Perolehan fitness terbaik dari RVGA-ENM dalam 200 iterasi

Sasaran yang dituju oleh algoritma RVGA-ENM adalah fitness terbaik yaitu bernilai nol, artinya error 0 % atau akurasi 100%, namun perolehan ini hanya bisa mendekati dengan nilai fitness minimum  $f=0.17482$ . Pada perolehan tersebut, nilai parameter yang dihasilkan oleh RVGA dilanjutkan dengan ENM adalah  $b = [-0.33957 \ 0.14198 \ 1.3173 \ 0.57124 \ 0.21417 \ 0.0074778 \ 0.078603 \ 0.092689]$ .

Jika nilai parameter dimasukkan dalam persamaan (2), yang memiliki parameter  $\beta_0$  sampai dengan  $\beta_7$ , model gabungan antara linear dan non linear, maka persamaan yang menyatakan hubungan konsumsi energi listrik (Y) dan variabelnya (X) adalah seperti persamaan (5) berikut:

$$Y_2 = - 0.33957 + 0.14198 * \exp ( 1.3173 + 0.57124 X_1 + 0.2$$

Hasil prediksi menggunakan nilai parameter dan model gabungan seperti persamaan (5) ditunjukkan pada Tabel 4.

Dari hasil prediksi untuk data selama 17 bulan, diperoleh prosentase kesalahan rata-rata mutlak (mean absolute percentage error) sebesar 3.0910 %. Berdasarkan prediksi dengan nilai MAPE 3.0910 %, proyeksi kebutuhan energi selama 3 bulan ke depan, yaitu bulan ke 72, 73, dan 74 dapat dihitung mencapai 40.9707 GWh, 41.4440 GWh, dan 42.2058 GWh.

TABLE IV  
HASIL PREDIKSI KONSUMSI ENERGI LISTRIK

Aktual	Prediksi
37.936	37.631
37.13	38.3469
37.033	38.0165
37.283	37.6359
39.267	37.8491
38.046	39.3217
34.618	38.8865
36.976	36.2587
37.772	37.1811
38.97	38.4104
36.6	39.0099
36.772	37.5248
38.418	37.3823
37.118	38.7452
40.801	38.1799
40.256	40.1942
43.778	40.9707

#### IV. KESIMPULAN

Beberapa kesimpulan dapat diambil berdasarkan eksperimen menggunakan sistim prediksi konsumsi energi listrik berbasis algoritma RVGA-ENM:

1. Prediksi telah dilakukan pada eksperimen menggunakan data 71 bulan konsumsi energi di Gorontalo dari Januari 2012 hingga Desember 2017.
2. Untuk memudahkan proses prediksi oleh algoritma RVGA-ENM, dilakukan preprocessing data input sehingga dapat direspon dengan baik oleh algoritma.
3. Dengan demikian, algoritma mencapai konvergensi pada iterasi yang telah ditentukan pada proses inialisasi.
4. Parameter-parameter perolehan algoritma RVGA-ENM ketika mencapai konvergensi tersebut digunakan untuk melakukan prediksi selama rentang

bulan ke-54 hingga bulan ke-71 dari data 72 bulan yang ada.

5. Prediksi ini menghasilkan akurasi 97 % atau MAPE 3.0910%, dan dapat digunakan untuk memproyeksikan konsumsi energi 3 bulan ke depan sebesar 40.9707 GWh, 41.4440 GWh, dan 42.2058 GWh,

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Khazem, H.A (2008). Using artificial neural networks to forecast the futures prices of crude oil, ProQuest Dissertations and Theses; 2008;
- [2] Musa, W., & Tansa, S. (2016). HAM: A Hybrid Algorithm Prediction Based Model For Electricity Demand. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 92(2), 303-310.
- [3] Musa, W. (2016). A Hybrid Modern and Classical Algorithm for Indonesian Electricity Demand Forecasting, *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, 11(3), 1782-1786
- [4] Ozturk, H. K., & Ceylan, H. (2005). Forecasting total and industrial sector electricity demand based on genetic algorithm approach: Turkey case study. *International Journal of Energy Research*, 29, 829-840.
- [5] Piltan, M., Shiri, H., & Ghaderi., S.F. (2012). Energy Demand Forecasting in Iranian Metal Industry using Linear and Nonlinear Models Based on Evolutionary Algorithms. *Energy Conversion and Management*, 58, 1-9.
- [6] Musa, W., & Ridwan, W (2017). Aplikasi Algoritma Hibrida rvGA-eNM Untuk Prediksi Harga Energi Takterbarukan. *Prosiding FORTEI 2017*, 273-276 .