

Estimasi Parameter Kurva Biaya Bahan Bakar Pembangkit Termal di Sistem Kelistrikan Lampung Menggunakan Metode Equilibrium Optimizer

Osea Zebua¹, Danu Firmansah¹, I Made Ginarsa²

¹Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung, Jl. Prof. S. Brojonegoro no.1, Bandar Lampung, 35145, Indonesia.

²Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Mataram, Jl. Majapahit no.62, Mataram, 83125, Indonesia.

ARTICLE INFO

Article history:

Received January 31, 2022

Revised February 20, 2022

Accepted February 21, 2022

Keywords:

Parameter estimation;
Fuel cost curve;
Thermal power generation;
Equilibrium Optimizer;
Lampung electricity system.

ABSTRACT

The economical operation of thermal generators requires a fuel cost curve to determine the amount of generating active power to meet load demands. Operating temperature and generator aging can change the fuel cost curve, so the fuel cost curve needs to be estimated periodically. This paper presents the estimation of the fuel cost curve parameters of the thermal power plant in the Lampung electricity system using the Equilibrium Optimizer (EO) method. The fuel cost curve uses a smooth quadratic model with the objective function to be achieved is to minimize the total absolute error (difference) between the actual value and the estimated value. The estimation of the fuel cost curve parameters using the EO method was compared with the parameter estimation using the Grey Wolf Optimizer (GWO) and Particle Swarm Optimization (PSO) methods. The test results show that the EO method can estimate the parameters of the fuel cost curve for each thermal generator better than the estimation results of GWO and PSO methods by producing the most minimum total absolute error.

Operasi ekonomis dari pembangkit termal membutuhkan kurva biaya bahan bakar untuk menentukan besar daya pembangkitan dalam memenuhi permintaan beban. Temperatur operasi dan penuaan generator dapat merubah kurva biaya bahan bakar, sehingga kurva biaya bahan bakar perlu diestimasi secara periodik. Paper ini menyajikan estimasi parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal di sistem kelistrikan Lampung menggunakan metode *Equilibrium Optimizer* (EO). Kurva biaya bahan bakar menggunakan model kuadratik yang halus dengan fungsi objektif yang ingin dicapai adalah minimalisasi *error* (perbedaan) absolut total antara nilai aktual dengan nilai estimasi. Estimasi parameter kurva biaya bahan bakar menggunakan metode EO dibandingkan dengan estimasi menggunakan metode *Grey Wolf Optimizer* (GWO) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode EO dapat mengestimasi parameter kurva biaya bahan bakar setiap pembangkit termal lebih baik dibandingkan dengan metode GWO dan PSO dengan menghasilkan *error* absolut total yang paling minimum.

Corresponding Author:

Osea Zebua, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung, Jl. Prof. S. Brojonegoro no.1, Bandar Lampung, 35145, Indonesia
Email: osea.zebua@eng.unila.ac.id

1. PENDAHULUAN

Kurva biaya bahan bakar dari suatu pembangkit termal sangat penting dalam perhitungan *economic dispatch* dan aliran daya optimal. Kurva biaya bahan bakar ini menggambarkan hubungan antara beban daya aktif yang dipikul dan biaya yang digunakan oleh pembangkit termal. Temperatur yang tinggi dan penuaan dari peralatan generator dan turbin uap dapat mengakibatkan kurva biaya bahan bakar ini berubah terhadap waktu. Oleh karena itu, estimasi kurva biaya bahan bakar harus dilakukan secara periodik [1]. Selain itu, data pemakaian bahan bakar kadang-kadang hanya tersedia dalam periode waktu tertentu, seperti dalam periode satu hari atau satu minggu, sehingga hal ini dapat mempengaruhi keakuratan estimasi dan oleh karena itu membutuhkan suatu perangkat (*tool*) estimator yang lebih baik. Estimasi parameter kurva biaya bahan bakar

menggunakan algoritma matematika membutuhkan banyak data untuk memperoleh hasil yang lebih akurat [2-4]. Metode optimisasi berbasis metaheuristik lebih disukai karena dapat menghasilkan keakuratan yang lebih baik dengan jumlah data yang sedikit. Berbagai metode metaheuristik telah digunakan untuk mengestimasi parameter kurva biaya bahan bakar dari pembangkit termal dengan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan algoritma matematika [5-13]. *Equilibrium optimizer* (EO) merupakan salah satu metode optimisasi metaheuristik berbasis proses fisika. Metode EO telah diusulkan untuk menyelesaikan berbagai masalah optimisasi pada sistem tenaga listrik termasuk estimasi parameter [14,15].

Makalah ini menyajikan penggunaan metode EO untuk mengestimasi parameter dari kurva biaya bahan bakar pembangkit termal di sistem kelistrikan wilayah Lampung. Estimasi parameter kurva biaya bahan bakar dibuat sebagai masalah optimisasi dengan meminimalkan *error* (perbedaan) absolut total antara nilai aktual dan nilai estimasi dari fungsi biaya bahan bakar.

2. METODE

2.1. Proses Data Hasil Pengukuran

Data hasil pengukuran yang diperoleh merupakan data harian dengan periode waktu pengukuran adalah setiap 1 jam dan hanya menampilkan data jumlah pemakaian bahan bakar dalam satu hari, J (dalam ton atau m^3), harga satuan bahan bakar h (dalam Rp/ton atau Rp/ m^3), dan besar pemakaian energi total dalam satu hari, E (MWh). Oleh karena itu, data pengukuran daya aktif dan nilai fungsi biaya bahan bakar per periode waktu dihitung dengan persamaan-persamaan [17]:

$$P_{aktual} = \frac{E}{T} \quad (1)$$

$$F_{aktual} = \frac{J \times h}{T} \quad (2)$$

dimana P_{aktual} adalah daya rata-rata aktual, F_{aktual} adalah biaya bahan bakar total rata-rata aktual dan T adalah periode waktu pengukuran dalam satu hari.

Terdapat empat generator termal yang digunakan pada penelitian ini. Dua pembangkit terdapat pada PLTP Ulu Belu (G1 dan G2), masing-masing berkapasitas 55 MW. Bahan bakar yang digunakan adalah panas bumi dengan harga satuan sebesar Rp.779.836 per m^3 . Dua pembangkit lainnya terdapat pada PLTU Tarahan (G3 dan G4) dengan kapasitas 100 MW. Pembangkit ini menggunakan bahan bakar batubara dengan harga satuan sebesar Rp.675.000 per ton [18]. Jumlah data harian hasil pengukuran dari setiap pembangkit berbeda-beda, pembangkit G1 mempunyai 88 data, pembangkit G2 mempunyai 92 data, pembangkit G3 mempunyai 76 data dan pembangkit G4 mempunyai 73 data.

2.2. Formulasi Masalah

Kurva biaya bahan bakar (kurva biaya) pembangkit termal menyatakan hubungan antara biaya bahan bakar atau tingkat panas (*heat rate*) dengan besar daya aktif yang dihasilkan oleh suatu pembangkit termal [17]. Kurva biaya ini sangat penting dalam menentukan biaya operasi suatu pembangkit termal.

Kurva biaya bahan bakar pembangkit termal umumnya dimodelkan dengan dua model matematis, yakni model yang halus (*smooth*) dan model yang tidak halus (*nonsmooth*). Kurva dengan model yang halus tidak mempertimbangkan efek katup uap (*valve effect*), sementara kurva dengan model yang tidak halus mengikutsertakan efek katup uap. Model kurva yang halus umumnya dirumuskan dengan model fungsi polinomial. Ada dua model yang umum digunakan yakni, model polinomial orde dua dan polinomial orde tiga. Model polinomial orde dua atau model kuadratik dirumuskan dalam bentuk persamaan:

$$F(P) = aP^2 + bP + c \quad (3)$$

Sementara model polinomial orde tiga atau model kubik dirumuskan dalam bentuk persamaan:

$$F(P) = aP^3 + bP^2 + cP + d \quad (4)$$

Model kurva yang tidak halus umumnya dirumuskan dengan fungsi polinomial orde dua ditambah dengan komponen sinus, yakni:

$$F(P) = aP^2 + bP + c + |e \sin(f(P_{min} - P))| \quad (5)$$

dimana $F(P)$ adalah fungsi biaya bahan bakar, P adalah daya aktif yang dihasilkan, P_{min} adalah daya minimum pembangkit dan a, b, c, d, e dan f adalah parameter-parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal.

Estimasi parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal dilakukan dengan mencari *error* (perbedaan) antara nilai biaya hasil estimasi dengan nilai biaya aktual dari setiap data hasil pengukuran dari pembangkit termal. Dengan menganggap Z_m adalah biaya bahan bakar hasil pengukuran dari pembangkit

termal m , R_m adalah *error* pengukuran dan $F_m(P_m, X_m)$ adalah fungsi biaya bahan bakar yang mengandung daya aktif hasil pengukuran, P_m dan parameter yang diestimasi, X_m (a, b, c, d, e , dan f), maka untuk setiap data hasil pengukuran diperoleh persamaan:

$$Z_m = F_m(P_m, X_m) + R_m \quad (5)$$

dan

$$R_m = F_m(\text{aktual}) - F_m(\text{estimasi}) \quad (6)$$

Estimasi parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal dijadikan sebagai masalah optimisasi. Fungsi objektifnya adalah minimalisasi jumlah *error* absolut total dari pembangkit termal m yang dapat dirumuskan sebagai:

$$\min F_{obj,m} = \min \sum_{l=1}^N |F_{l,m}(\text{aktual}) - F_{l,m}(\text{estimasi})| \quad (7)$$

dimana l adalah vektor data masukan yang terdiri dari daya aktif dan biaya bahan bakar hasil pengukuran dan N adalah jumlah data pengukuran.

2.3. Estimasi Parameter Kurva Biaya Bahan Bakar Menggunakan Metode EO

Metode EO terinspirasi pada proses keseimbangan (*equilibrium*) massa pada sistem kontrol volume. Keadaan seimbang tercapai bila massa yang keluar dari sistem sama dengan massa yang masuk ke sistem ditambah dengan massa yang dibangkitkan di dalam sistem dan dinyatakan dengan persamaan [19]:

$$C = C_{eq} + (C_0 - C_{eq})F + \frac{G}{\lambda V}(1 - F) \quad (8)$$

dan

$$F = e^{-\lambda(t-t_0)} \quad (9)$$

di mana C_{eq} adalah konsentrasi pada keadaan seimbang, C_0 adalah konsentrasi awal, G adalah *generation rate* (tingkat generasi), λ adalah *turnover rate*, V adalah volume, F adalah *exponential term* (bagian eksponensial), t_0 adalah waktu *start* awal dan C adalah konsentrasi akhir. Pada metode EO, partikel-partikel merupakan penyelesaian dan konsentrasi sebagai posisi partikel. Metode EO mempunyai tiga tahap yakni, inialisasi dan evaluasi fungsi objektif (*fitness*), penentuan *equilibrium pool* dan *equilibrium candidates*, dan pembaharuan (*update*) konsentrasi.

Pada tahap inialisasi dan evaluasi fungsi objektif, populasi dengan jumlah partikel k dibentuk dan posisi partikel dibuat secara acak dengan persamaan:

$$C_i^{\text{awal}} = C_{\min} + \text{rand}_i(C_{\max} - C_{\min}) \quad i = 1, 2, \dots, k. \quad (10)$$

di mana C_{\min} dan C_{\max} masing-masing adalah nilai minimum dan nilai maksimum dari konsentrasi, rand_i adalah bilangan acak antara 0 dan 1, dan C_i^{awal} adalah konsentrasi awal dari partikel i . Nilai fungsi objektif untuk setiap partikel kemudian dihitung.

Tahap penentuan *equilibrium pool* dan *equilibrium candidates* dilakukan pada kondisi seimbang. Vektor *equilibrium pool* dibentuk dan beranggotakan 5 kandidat ekuilibrium (*equilibrium candidates*). Empat kandidat merupakan empat partikel yang menghasilkan nilai fungsi objektif terbaik. Satu kandidat lainnya diperoleh dari nilai rata-rata dari keempat partikel terbaik. Vektor *equilibrium pool* dinyatakan dengan persamaan:

$$\vec{C}_{eqp} = [\vec{C}_{eq1}, \vec{C}_{eq2}, \vec{C}_{eq3}, \vec{C}_{eq4}, \vec{C}_{eqavg}] \quad (11)$$

dan,

$$\vec{C}_{eqavg} = \frac{\vec{C}_{eq1} + \vec{C}_{eq2} + \vec{C}_{eq3} + \vec{C}_{eq4}}{4} \quad (12)$$

Tahap pembaharuan konsentrasi dilakukan pada setiap iterasi dan bagian eksponensial F dan tingkat generasi G memegang peranan penting dalam eksplorasi dan eksploitasi dari metode EO. Waktu t merupakan fungsi iterasi dan besarnya dinyatakan dengan persamaan:

$$t = \left(1 - \frac{\text{iter}}{\text{maxiter}}\right)^{a_2 \frac{\text{iter}}{\text{maxiter}}} \quad (13)$$

dimana iter adalah iterasi, maxiter adalah jumlah iterasi maksimum dan a_2 adalah konstanta kontrol eksploitasi. Sementara waktu start awal, t_0 dihitung dengan persamaan:

$$\vec{t}_0 = \frac{1}{2} \ln \left(-a_1 \text{sign}(\vec{r} - 0,5) \left[1 - e^{-\vec{\lambda}t} \right] \right) + t \quad (14)$$

dimana \vec{r} adalah vektor acak dengan nilai pada interval $[0,1]$, a_1 adalah konstanta kontrol eksplorasi dan $\text{sign}(\vec{r} - 0,5)$ adalah nilai yang menentukan arah eksplorasi dan eksploitasi. Dengan memasukkan (14) dan

(15) pada (9), maka bagian eksponensial selama proses pembaharuan konsentrasi dihitung dengan persamaan:

$$\vec{F} = a_1 \text{sign}(r^2 - 0,5) [e^{-\vec{\lambda}t} - 1] \quad (15)$$

Tingkat generasi \vec{G} memperbaiki kemampuan eksploitasi selama proses pembaharuan konsentrasi dan vektor \vec{G} dihitung dengan persamaan:

$$\vec{G} = \vec{G}_0 \vec{F} \quad (16)$$

dengan,

$$\vec{G}_0 = \overline{GCP} (\vec{C}_{eq} - \vec{\lambda} \vec{C}) \quad (17)$$

$$\overline{GCP} = \begin{cases} 0,5r_1, & r_2 \geq GP \\ 0, & r_2 \leq GP \end{cases} \quad (18)$$

dimana \vec{G}_0 adalah vektor tingkat generasi awal, \overline{GCP} adalah vektor parameter kontrol generasi (*generation control parameter*), r_1 dan r_2 adalah bilangan acak dalam interval [0,1] dan GP adalah probabilitas generasi (*generation probability*). Pembaharuan konsentrasi dilakukan dengan persamaan:

$$\vec{C} = \vec{C}_{eq} + (\vec{C} - \vec{C}_{eq}) \vec{F} + \frac{\vec{G}}{\vec{\lambda}V} (1 - \vec{F}) \quad (19)$$

Model kurva biaya bahan bakar yang digunakan adalah model kuadratik yang halus (3), sehingga parameter yang diestimasi adalah a , b dan c . Jumlah parameter merupakan jumlah dimensi pencarian dengan menggunakan metode EO.

Prosedur untuk estimasi parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal menggunakan algoritma EO adalah sebagai berikut:

1. Masukkan data daya aktif dan biaya hasil pengukuran dari pembangkit termal.
2. Masukkan nilai parameter simulasi dengan metode EO, yakni jumlah partikel, jumlah iterasi, jumlah dimensi pencarian, probabilitas generasi serta konstanta eksplorasi dan eksploitasi.
3. Bentuk populasi awal partikel secara acak (10).
4. Hitung nilai fungsi objektif dan konsentrasi setiap partikel.
5. Bentuk vektor kandidat *equilibrium* dan *equilibrium pool* (11) serta simpan hasil terbaik dalam memori.
6. Hitung waktu, t (13) dan pilih salah satu kandidat secara acak dari *equilibrium pool*. Tentukan *turnover rate*, $\vec{\lambda}$ dan bilangan r^2 secara acak.
7. Hitung bagian eksponensial, \vec{F} (15).
8. Hitung parameter kontrol generasi, \overline{GCP} (18) dan tingkat generasi awal, \vec{G}_0 (17).
9. Hitung tingkat generasi \vec{G} (16).
10. Perbaharui konsentrasi setiap partikel (19).
11. Naikkan nilai iterasi, $iter = iter + 1$. Jika nilai iterasi lebih kecil dari jumlah iterasi maksimum, lakukan langkah 4 sampai 11. Jika tidak, cetak hasil nilai fungsi objektif dan konsentrasi partikel.

Estimasi parameter kurva biaya bahan bakar menggunakan metode EO juga dibandingkan dengan estimasi parameter kurva biaya bahan bakar menggunakan metode *Grey Wolf Optimizer* (GWO) [20] dan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) [21].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Estimasi parameter kurva biaya bahan bakar masing-masing generator termal menggunakan metode EO dilakukan dengan simulasi menggunakan perangkat lunak MATLAB2018b. Parameter-parameter simulasi yang digunakan ditunjukkan pada tabel 1. Simulasi dilakukan sebanyak 30 kali untuk setiap pembangkit.

Tabel 1. Parameter Simulasi Metode EO

No.	Parameter	Nilai
1	Jumlah iterasi, $maxiter$	500
2	Jumlah partikel, k	50
3	Konstanta a_1	2
4	Konstanta a_2	2
5	Probabilitas generasi, GP	0,5
6	Batas atas dan bawah parameter, X	10000, -10000

Simulasi menggunakan metode GWO dan PSO juga menggunakan beberapa parameter dengan nilai yang sama dengan nilai parameter simulasi menggunakan metode EO, yakni jumlah partikel atau *search*

agent, jumlah iterasi maksimum, serta batas atas dan batas bawah parameter kurva biaya bahan bakar. Simulasi dengan metode GWO dan PSO juga masing-masing dilakukan sebanyak 30 kali untuk setiap pembangkit.

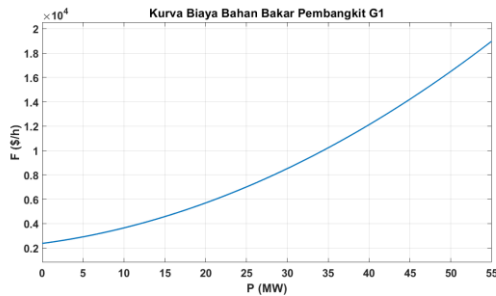
Hasil pengujian menggunakan metode EO untuk semua generator ditunjukkan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Hasil Pengujian

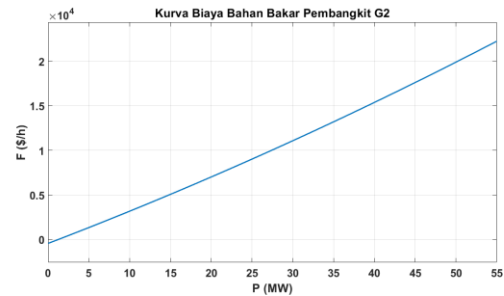
Parameter	G1	G2	G3	G4
Parameter a (\$/MWh ²)	3,8764	1,1357	0,0192	0,0441
Parameter b (\$/MWh)	88,6487	349,8304	24,1456	28,4539
Parameter c (\$/h)	2373,3391	-440,1628	100,7508	167,9297
Error absolut total (\$/h)	10.797,7	65.337,5	2631,40	2226,03

Tabel 2 menunjukkan bahwa jumlah *error* absolut total yang diperoleh untuk pembangkit G1 dan G2 jauh lebih besar dibandingkan dengan jumlah *error* absolut total yang diperoleh untuk pembangkit G3 dan G4, sehingga mempengaruhi besar nilai estimasi fungsi biaya bahan bakar pembangkit-pembangkit tersebut. Hal tersebut kemungkinan disebabkan oleh adanya data pengukuran yang tidak akurat, khususnya pada pembangkit G2.

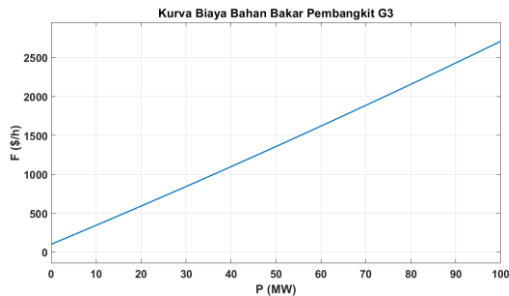
Kurva biaya bahan bakar dengan parameter hasil simulasi menggunakan metode EO untuk masing-masing pembangkit ditunjukkan pada **Gambar 1**, **Gambar 2**, **Gambar 3** dan **Gambar 4**.



Gambar 1. Kurva Biaya Bahan Bakar Pembangkit G1



Gambar 2. Kurva Biaya Bahan Bakar Pembangkit G2

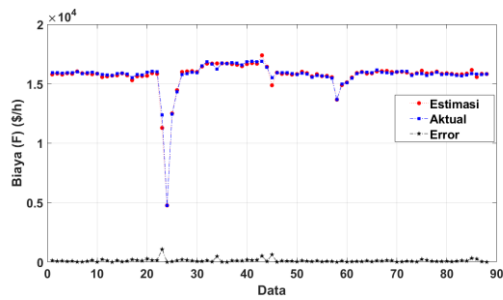


Gambar 3. Kurva Biaya Bahan Bakar Pembangkit G3

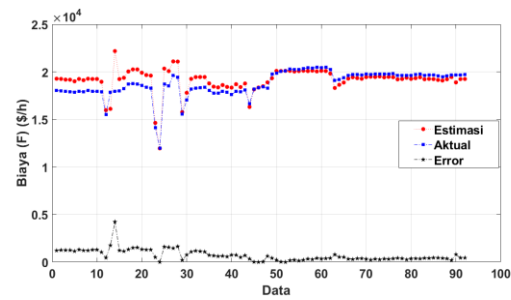


Gambar 4. Kurva Biaya Bahan Bakar Pembangkit G4

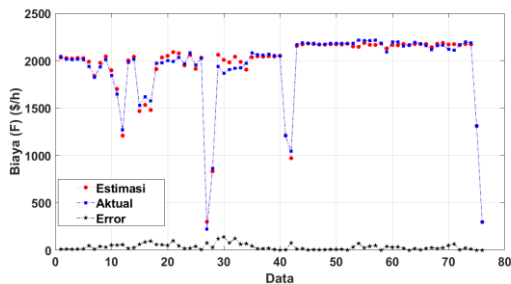
Biaya operasi pembangkit G1 dan G2 jauh lebih besar dibandingkan dengan biaya operasi pembangkit G3 dan pembangkit G4 untuk beban daya aktif yang sama seperti ditunjukkan pada **Gambar 1** sampai **Gambar 4**. Hal ini disebabkan harga satuan bahan bakar dan jumlah pemakaian bahan bakar yang digunakan oleh pembangkit G1 dan G2 yang lebih besar dibandingkan dengan yang digunakan oleh pembangkit G3 dan G4. Perbandingan nilai estimasi dan nilai aktual biaya bahan bakar serta *error* dari hasil pengujian menggunakan metode EO untuk pembangkit G1, G2, G3 dan G4 masing-masing ditunjukkan pada **Gambar 5**, **Gambar 6**, **Gambar 7** dan **Gambar 8**. Jumlah *error absolut* hasil pengujian untuk pembangkit G2 jauh lebih besar dibandingkan dengan jumlah *error absolut* hasil pengujian untuk pembangkit G1, hal ini disebabkan data hasil pengukuran dari pembangkit G2 yang tidak akurat.



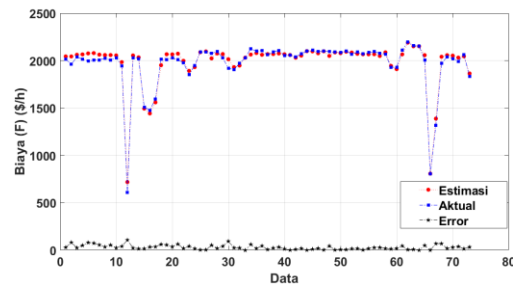
Gambar 5. Nilai aktual dan estimasi fungsi biaya bahan bakar serta *error* absolut pembangkit G1



Gambar 6. Nilai aktual dan estimasi fungsi biaya bahan bakar serta *error* absolut pembangkit G2



Gambar 7. Nilai aktual dan estimasi fungsi biaya bahan bakar serta *error* absolut pembangkit G3



Gambar 8. Nilai aktual dan estimasi fungsi biaya bahan bakar serta *error* absolut pembangkit G4

Dengan menggunakan jumlah data pengukuran, maka koreksi *error* rata-rata, ΔR , untuk setiap pembangkit masing-masing adalah:

$$\begin{aligned} \Delta R_{G1} &= \frac{10.797,7}{88} = 122,701 \text{ \$/h} & \Delta R_{G2} &= \frac{65.337,5}{92} = 710,190 \text{ \$/h} \\ \Delta R_{G3} &= \frac{2631,4}{76} = 34,624 \text{ \$/h} & \Delta R_{G4} &= \frac{2226,03}{73} = 30,494 \text{ \$/h} \end{aligned}$$

Nilai koreksi *error* rata-rata ini dapat digunakan untuk menentukan nilai pendekatan dari nilai fungsi biaya bahan bakar yang aktual untuk setiap pembangkit.

Analisis statistik dari 30 kali simulasi untuk setiap pembangkit menggunakan metode EO, GWO dan PSO ditunjukkan pada **Tabel 3**.

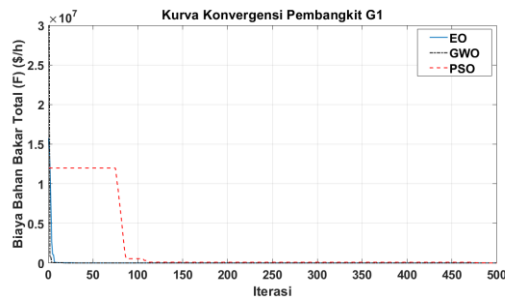
Tabel 3. Analisis Statistik

Generator	Metode	Nilai Minimum	Nilai Rata-rata	Nilai Maksimum	Standar Deviasi
G1	EO	10.797,75	10.852,73	11.279,44	97,025
	GWO	10.798,90	11.814,29	13.077,42	541,13
	PSO	10.887,76	14.117,43	102.605,7	16.714,80
G2	EO	65.337,47	65.406,23	65.605,57	67,142
	GWO	65.339,08	65.507,46	65.877,97	199,56
	PSO	65.361,71	150.332,69	498.393,68	119.084,02
G3	EO	2.631,4	2.633,09	2.635,11	1,247
	GWO	2.631,57	2.896,67	3.804,53	445,97
	PSO	2.631,4	5.164,51	6.295,21	11.008,58
G4	EO	2.226,03	2.230,18	2.300,02	13,365
	GWO	2.226,42	2.469,62	3.049,69	345,10
	PSO	2.228,03	3.472,61	18.808,74	3.167,82

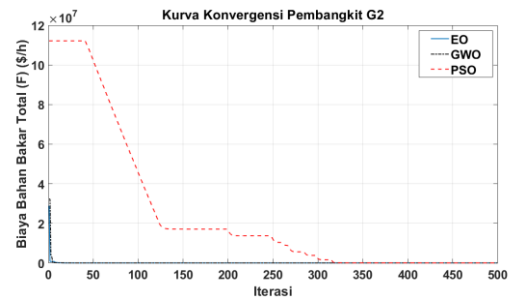
Tabel 3 menunjukkan nilai minimum *error* absolut total yang dicapai menggunakan metode EO lebih kecil dibandingkan nilai minimum yang dicapai menggunakan metode GWO dan PSO untuk semua pembangkit. Selain itu, nilai standar deviasi yang dihasilkan menggunakan metode EO, GWO dan PSO jauh lebih besar dari 1, dimana nilai rata-rata hasil pengujian lebih besar dari nilai minimum (nilai terbaik) fungsi

objektif. Nilai standar deviasi menggunakan metode EO jauh lebih kecil dibandingkan nilai standar deviasi menggunakan metode GWO dan PSO, hal ini menunjukkan bahwa hasil untuk semua pengujian menggunakan metode EO menghasilkan nilai *error* absolut total yang rentang antara nilai minimum dan nilai maksimumnya tidak begitu besar dibandingkan rentang nilai *error* absolut total yang dihasilkan menggunakan metode GWO dan PSO.

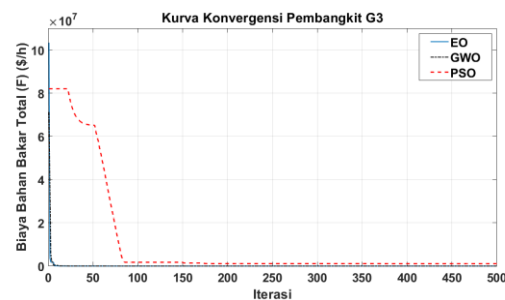
Kurva konvergensi semua metode pada kondisi nilai minimum fungsi objektif dalam estimasi parameter kurva biaya bahan bakar untuk pembangkit G1, pembangkit G2, pembangkit G3 dan pembangkit G4 masing-masing ditunjukkan pada **Gambar 9**, **Gambar 10**, **Gambar 11** dan **Gambar 12**. Dari **Gambar 9** sampai **Gambar 12** dapat ditunjukkan bahwa metode EO dan GWO dapat lebih cepat menemukan penyelesaian yang mendekati nilai minimum dari fungsi objektif dibandingkan metode PSO.



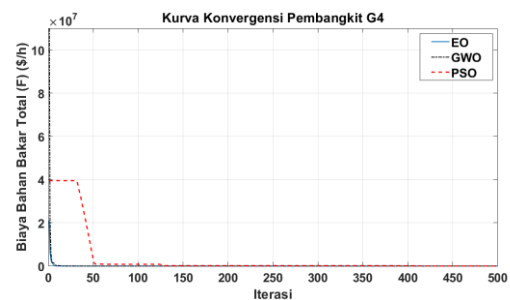
Gambar 9. Kurva konvergensi pembangkit G1



Gambar 10. Kurva konvergensi pembangkit G2



Gambar 11. Kurva konvergensi pembangkit G3



Gambar 12. Kurva konvergensi pembangkit G4

Keterbatasan jumlah dan kurang akuratnya data pengukuran mempunyai pengaruh yang besar terhadap nilai estimasi parameter dan *error* yang dihasilkan. Meskipun demikian, estimasi parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal di sistem kelistrikan Lampung menggunakan metode EO mampu menghasilkan parameter-parameter yang meminimalkan *error* antara nilai aktual dan nilai estimasi dibandingkan menggunakan metode GWO dan PSO. Koreksi *error* rata-rata dapat digunakan untuk menentukan nilai aktual biaya bahan bakar yang digunakan oleh setiap pembangkit. Selain itu, estimasi parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal dapat dilakukan untuk periode waktu tertentu di kemudian hari untuk menganalisis biaya operasi pembangkit termal.

4. KESIMPULAN

Metode EO dapat mengestimasi parameter kurva biaya bahan bakar pembangkit termal di sistem kelistrikan Lampung lebih baik dibandingkan dengan metode GWO dan PSO. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *error* (perbedaan) absolut total antara nilai aktual dan nilai estimasi yang diperoleh menggunakan metode EO lebih kecil dibandingkan dengan hasil yang diperoleh menggunakan metode GWO dan PSO. Kurva biaya bahan bakar dengan koefisien-koefisien yang diperoleh beserta koreksi *error* rata-rata dapat digunakan untuk menentukan biaya aktual operasi pembangkit termal.

REFERENSI

- [1] M. E. El-Hawary and S. Y. Mansour, "Performance Evaluation of Parameter Estimation Algorithms for Economic Operation of Power Systems," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol.101, no.3, pp.574-582, 1982, doi: 10.1109/TPAS.1982.317270.

- [2] H. Y. K. Chen and C. E. Postel, "On-line Parameter Identification of Input-output Curves for Thermal Units," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol.1, no.2, pp.221-224, 1986, doi: 10.1109/TPWRS.1986.4334933.
- [3] S. A. Soliman, S. E. A. Emam, and G. S. Christensen, "Optimization of the Optimal Coefficients of Non-monotonically Increasing Incremental Cost Curves," *Electric Power System Research*, vol.21, no.2, pp.99-106, 1991, doi: 10.1016/0378-7796(91)90023-G.
- [4] Z.X. Liang, and J.D. Glover, "Improved Cost Function for Economic Dispatch Computations," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.6, no.2, pp.821-829, 1991, doi: 10.1109/59.76731.
- [5] A.M. Al-Kandari, and K.M. El-Naggar, "A Genetic-based Algorithm for Optimal Estimation of Input-output Curve Parameters of Thermal Power Plants," *Electrical Engineering*, vol.89, no.8, pp.585-590, 2007, doi: 10.1007/s00202-006-0047-x.
- [6] S. Sayah, and A. Hamouda, "Efficient Method for Estimation of Smooth and Nonsmooth Fuel Cost Curve for Thermal Power Plants," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol.28, no.3, pp.1-14, 2018, doi: 10.1002/etep.2498.
- [7] Y. Sonmez, "Estimation of Fuel Cost Curve Parameters for Thermal Power Plants Using ABC Algorithm," *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, vol.21, pp.1827-1841, 2013, doi: 10.3906/elk-1203-10.
- [8] M. R. AlRashidi, K. M. El-Naggar, and M.F. AlHajri, "Convex and Non-convex Heat Curve Parameters Estimation Using Cuckoo Search," *Arab Journal Sci. Eng.*, vol.40, no.3, pp.873-882, 2014, doi: 10.1007/s13369-014-1547-z.
- [9] O. Zebua, I. M. Ginarsa, and I. M. A. Nrartha, "GWO-based Estimation of Input-output Parameters of Thermal Power Plants," *Telkomnika (Telecommunication, Computing, Electronics and Control)*, vol.18, no.4, pp.2235-2244, 2020, doi: 10.12928/telkomnika.v18i4.12957.
- [10] D. C. Secui, C. Hora, G. Bendea, and C. Bendea, "Parameter Estimation Using a Modified Whale Optimization Algorithm for Input-output Curves of Thermal and Hydro Power Plants," *International Transactions on Electrical Energy System*, vol.30, no.2, pp.1-26, 2020, doi: 10.1002/2050-7038.12188.
- [11] Y. Sonmez and M. Unal, "Estimation of Smooth and Non-smooth Fuel Cost Function Parameters Using Improved Symbiotic Organisms Search Algorithm," *Journal of Electrical Engineering & Technology*, vol.15, pp.13-25, 2020, doi: 10.1007/s42835-019-00291-x.
- [12] M. Vanithasri, R. Balamurugan, and L. Lakshminarasimman, "Modified Radial Movement Optimization (MRMO) Technique for Estimating the Parameters of Fuel Cost Function in Thermal Power Plants," *Engineering Science & Technology, an International Journal*, vol.19, no.4, pp.2035-2042, 2016, doi: 10.1016/j.jestech.2016.07.012.
- [13] K. M. El-Naggar, M. R. AlRashidi, and A. K. Al-Othman, "Estimating the Input-output Parameters of Thermal Power Plants," *Energy Conversion and Management*, vol.50, no. 7, pp. 1767-1772, 2009, doi: 10.1016/j.enconman.2009.03.019.
- [14] O. Zebua, I. M. Ginarsa, and I. M. A. Nrartha, "Penyelesaian Masalah Economic Dispatch Menggunakan Equilibrium Optimizer," *Jurnal Teknik Elektro*, vol.13, no.1, pp.10-17, 2021, doi: 10.15294/jte.v13/1.28698.
- [15] M. Abdel-Basset, R. Mohamed, S. Mirjalili, R. K. Chakraborty, and M. J. Ryan, "Solar photovoltaic parameter estimation using an improved equilibrium optimizer," *Solar Energy*, vol.209, pp.694-708, 2020, doi: 10.1016/j.solener.2020.09.032.
- [16] "Data Pembangkitan Maret-Juni 2019," P.T. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Tarahan dan Bandar Lampung, 2019.
- [17] M. R. AlRashidi, K. M. El-Naggar, and A. K. Al-Othman, "Particle Swarm Optimization Based Approach for Estimating Fuel Cost Function Parameters of Thermal Power Plants with Valve Loading Effects," *Electric Power Components and Systems*, vol.37, no.11, pp.1219-1230, 2009, doi: 10.1080/15325000902993589.
- [18] M. El-Shibini and Z. H. Osman, "A Novel Technique to Estimate the Fuel Cost Functions for Economic Operation of Power Systems," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol.11, no.2, pp.109-114, 1989, doi: 10.1016/0142-0615(89)90018-5.
- [19] A. Faramarzi, M. Heidarinejad, B. Stephens, and S. Mirjalili, "Equilibrium Optimizer: A Novel Optimization Algorithm," *Knowledge-based Systems*, vol. 191, no.105190, pp. 1-39, 2019, doi: 10.1016/j.knsys.2019.105190.
- [20] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey Wolf Optimizer," *Advances in Engineering Software*, vol.69, pp.46-61, 2014, doi: 10.1016/j.adventsoft.2013.12.007.
- [21] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol.4, pp.1942-1948, 1995, doi: 10.1119/ICNN.1995.488968.

BIOGRAPHY OF AUTHORS

Osea Zebua memperoleh gelar Sarjana Teknik dari Universitas Sumatera Utara tahun 1995 dan Magister Teknik dari Universitas Gadjah Mada tahun 2001. Bekerja sebagai staf pengajar di Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung sejak tahun 1998 hingga sekarang. Bidang penelitian yang ditekuni optimasi sistem tenaga listrik, operasi dan perencanaan serta stabilitas sistem tenaga listrik.



Danu Firmansah memperoleh gelar Sarjana Teknik dari Universitas Lampung tahun 2020. Sekarang bekerja di perusahaan yang bergerak di bidang keteknikan.



I Made Ginarsa memperoleh gelar Sarjana Teknik dari Universitas Udayana tahun 1997, Magister Teknik dari Universitas Gadjah Mada tahun 2001 dan Doktor dari Institut Sepuluh Nopember tahun 2012. Sekarang bekerja sebagai staf pengajar di Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Mataram. Bidang penelitian yang ditekuni optimasi sistem tenaga listrik, operasi dan perencanaan serta stabilitas sistem tenaga listrik