

PENJADWALAN OPTIMAL UNIT-UNIT PEMBANGKIT DENGAN METODE *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* (PSO)

Roy Naldo Napitupulu¹⁾, Hardiansyah²⁾, Junaidi³⁾
Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura,
Jln. Prof.H.Hadari Nawawi, Pontianak, Indonesia
Email : naldoroy25@gmail.com

ABSTRAK

Penjadwalan pembangkit merupakan salah satu hal yang penting dalam operasi sistem tenaga listrik. Tujuan dasar dari penjadwalan yang optimal adalah mengatur pembebanan unit pembangkit dengan biaya seekonomis mungkin dengan tetap memperhatikan beberapa kendala. Pengoperasian pembangkit secara ekonomis dipengaruhi oleh besarnya kebutuhan beban, karakteristik pembangkit, batas kapasitas daya maksimum dan minimum pembangkit, biaya bahan bakar pada tiap unit pembangkit, dan rugi-rugi jaringan transmisi dari pembangkit ke beban. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh biaya pembangkitan yang paling minimum pada suatu kondisi pembebanan tertentu pada sistem tenaga dengan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO). Untuk melihat tingkat keakuratan metode PSO akan dibandingkan dengan metode konvensional yaitu metode *Lagrange*. Kedua metode ini diaplikasikan pada 3 dan 6 unit sistem *thermal* dan diselesaikan dengan menggunakan *Matlab*. Hasil simulasi metode *Particle Swarm Optimization* menunjukkan bahwa pada beban sebesar 300 MW, metode PSO menghasilkan biaya pembangkitan minimum sebesar 3652.7491 \$/hr dan rugi-rugi transmisi sebesar 13.0563 MW. Sedangkan metode *Lagrange* menghasilkan biaya pembangkitan minimum sebesar 3659.3403 \$/hr dan rugi-rugi transmisi sebesar 13.4291 MW. Dari semua studi kasus yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) dapat menemukan nilai pembangkitan minimum yang cukup baik bila dibandingkan dengan metode *Lagrange* terhadap penjadwalan optimal unit-unit pembangkit atau *economic dispatch*.

Kata kunci: *Economic Dispatch, Particle Swarm Optimization, Lagrange, Matlab*

I. Pendahuluan

Economic Dispatch (ED) adalah masalah penting dalam pengoperasian sistem tenaga. Dalam ED ditentukan pembagian beban yang optimal diantara unit-unit pembangkit yang beroperasi setiap saat terjadi perubahan beban sehingga diperoleh total biaya operasi yang minimum dengan tetap memperhatikan batas-batas teknis dan operasional yaitu pembangkitan minimum dan maksimum setiap unit generator dan permintaan beban serta rugi-rugi transmisi. [6-8]

Penelitian tentang perhitungan masalah *economic dispatch* telah banyak digunakan pendekatan konvensional seperti metode *Gradient*, metode *Lagrange*, metode *Newton*, algoritma *Linear Programming*, algoritma *Dynamic Programming* dan lain sebagainya.

Dalam penelitian ini diusulkan suatu metode penyelesaian *economic dispatch* menggunakan metode *Particle Swarm Optimization*. Algoritma PSO adalah salah satu metode dari teknik kecerdasan buatan *swarm intelligence* yang berlandaskan perilaku kolektif (*collective behaviour*) dan dapat mengatur dirinya sendiri (*self-organizing*). Dalam *swarm intelligence* algoritma *particle swarm optimization* ini merupakan metode yang digunakan untuk penentuan posisi partikel terbaik. Kelebihan utama metode PSO adalah mempunyai konsep yang sederhana, mudah diimplementasikan, dan efisien dalam perhitungan jika dibandingkan dengan algoritma matematika dan teknik optimisasi heuristik lainnya. Untuk melihat tingkat keakuratannya maka hasil simulasi dengan PSO dalam penelitian ini akan dibandingkan dengan metode konvensional.

II. Economic Dispatch

Economic dispatch adalah pembagian pembebanan pada setiap unit pembangkit sehingga diperoleh kombinasi unit pembangkit yang dapat memenuhi kebutuhan beban dengan biaya yang optimum atau untuk mencari nilai optimum dari output daya dari kombinasi unit pembangkit yang bertujuan untuk meminimalkan total biaya pembangkitan dan dapat memenuhi batasan persamaan dan pertidaksamaan. Secara umum fungsi biaya dari setiap unit pembangkit dapat diformulasikan secara matematis sebagai suatu fungsi obyektif, seperti yang diberikan pada persamaan berikut [1-3]:

$$\text{Minimize } F_T = \sum_{i=1}^n F_i(P_i) \quad (1)$$

$$F_i(P_i) = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 \quad (2)$$

dimana:

F_T = total biaya pembangkitan (\$)

$F_i(P_i)$ = fungsi biaya input-output pembangkit ke-i (\$/h)

a_i, b_i, c_i = koefisien biaya dari pembangkit ke-i

P_i = output pembangkit ke-i (MW)

N = jumlah unit pembangkit

i = indeks dari dispatchable unit

Nilai minimum dari fungsi tujuan di atas harus diperoleh dengan fungsi kendala berikut ini. Kendala keseimbangan beban:

$$\sum_{i=1}^n P_i = P_D + P_L \quad (3)$$

$$P_L = \sum_i \sum_j B_{ij} P_i P_j \quad (4)$$

Kendala batas output pembangkit:

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (5)$$

dimana:

P_D = Total beban sistem (MW)

P_L = Total rugi-rugi saluran (MW)

P_i^{\min} = Output minimum pembangkit ke- i (MW)

P_i^{\max} = Output maksimum pembangkit ke- i (MW)

B_{ij} = Koefisien rugi-rugi saluran (MW)

III. Metode Lagrange

Salah satu cara untuk menyelesaikan *problem* optimasi adalah dengan Metode Pengali *Langrange* (*Method of Lagrange Multipliers*). Metode *Lagrange* merupakan metode konvensional yang banyak digunakan untuk menyelesaikan masalah optimisasi biaya atau *economic dispatch*, dengan menggunakan persamaan fungsi *objectif* sebagai berikut [5]:

$$L = F_T + \lambda \left(P_R + P_L - \sum_{i=1}^n P_i \right)$$

dengan :

L = Persamaan *Lagrange*

F_T = Total biaya pembangkitan (Rp/jam)

λ = Pengali *Lagrange*

P_i = Daya output masing-masing pembangkit (MW)

P_L = Rugi-rugi saluran transmisi (MW)

P_R = Total kebutuhan beban pada sistem (MW)

i = indeks pembangkit ke- i ($i=1,2,3,\dots,n$)

Kondisi operasi ekonomis diperoleh dengan cara menyamakan dengan nol semua turunan parsial pertama dari persamaan *Lagrange* terhadap variabel λ .

$$\frac{\partial L}{\partial P_i} = \frac{\partial F_t}{\partial P_i} + \lambda \left(\frac{\partial P_R}{\partial P_i} + \frac{\partial P_L}{\partial P_i} - \frac{\partial P_i}{\partial P_i} \right) = 0 \quad (7)$$

$i = 1, 2, \dots, n$

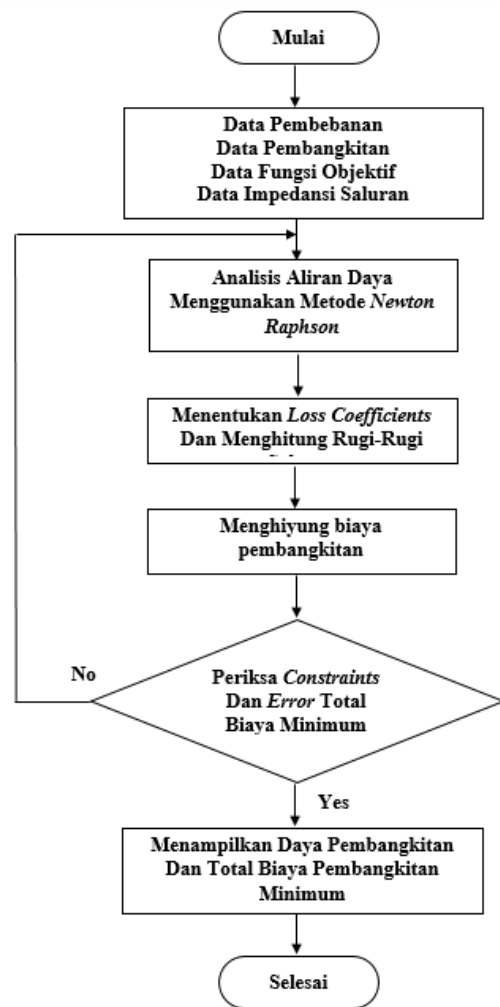
dengan P_R tidak tergantung pada perubahan P_i , sehingga:

$$\frac{\partial L}{\partial P_i} = \frac{\partial F_t}{\partial P_i} + \lambda \left(0 + \frac{\partial P_L}{\partial P_i} - 1 \right) = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_i} = \frac{\partial F_t}{\partial P_i} - \lambda \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_i} \right) \quad (8)$$

$$2C_i P_i + b_i = \lambda \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_i} \right)$$

Diagram alir metode *Lagrange* untuk penyelesaian permasalahan *economic dispatch* ditunjukkan pada Gambar 1



Gambar 1 Diagram Alir Metode *Lagrange*

IV. Metode *Particle Swarm Optimization*

Particle Swarm Optimization (PSO) diperkenalkan oleh Kennedy dan Eberhart pada tahun 1995 [7]. Proses algoritmanya diinspirasi oleh perilaku sosial dari binatang, seperti sekumpulan burung dalam suatu *swarm*. PSO adalah salah satu teknik komputasi evolusioner, yang mana populasi pada PSO didasarkan pada penelusuran algoritma dan diawali dengan suatu populasi random yang disebut *particle*.

Berbeda dengan teknik komputasi evolusioner lainnya, setiap *particle* dalam PSO juga berhubungan dengan suatu *velocity*. *Particle-particle* tersebut bergerak melalui penelusuran ruang dengan kecepatan (*velocity*) yang dinamis yang disesuaikan menurut perilaku historisnya. Oleh karena itu, *particle-particle* mempunyai kecenderungan untuk bergerak ke area penelusuran yang lebih baik setelah melewati proses penelusuran.

Dalam PSO, setiap *particle* merupakan solusi kandidat untuk masalah ini. Setiap *particle* dibuat untuk terbang melalui ruang pencarian multi-dimensi dengan menambahkan kecepatan iteratif untuk posisinya. Kecepatan dari *particle* tergantung pada tiga komponen yaitu inersia, kognitif dan sosial. Seperti namanya, model komponen inersia kecenderungan burung/*particle* untuk terus bergerak ke arah sebelumnya. Komponen kognitif, disisi lain,

merupakan kemampuan dari burung/*particle* untuk melacak posisi terbaik telah ditemukan sejauh ini (*personal best*: Pbest). Terakhir, komponen sosial melacak posisi terbaik secara keseluruhan diantara semua *personal best*.

Secara matematis, komponen pembaharuan kecepatan (*velocity*) diberikan oleh:

$$V_{ij}^t = \omega \times V_{ij}^{t-1} + c_1 \times r_1 \times (Pbest_{ij}^{t-1} - X_{ij}^{t-1}) + c_2 \times r_2 \times (Gbest_i^{t-1} - X_{ij}^{t-1}) \quad (8)$$

untuk $i = 1, 2, \dots, N_D$ dan $j = 1, 2, \dots, N_{par}$

Posisi setiap *particle* diperbaharui sebagai:

$$X_{ij}^t = X_{ij}^{t-1} + V_{ij}^t \quad (9)$$

Untuk $i = 1, \dots, N_D; j = 1, \dots, N_{par}$

dimana:

- t = Hitungan iterasi;
- V_{ij}^t = Dimensi ij dari kecepatan *particle* pada iterasi t ;
- X_{ij}^t = Dimensi ij dari posisi *particle* pada iterasi t ;
- ω = Bobot inersia;
- c_1, c_2 = Koefisien percepatan positif;
- $Pbest_{ij}^{t-1}$ = Dimensi ij dari posisi terbaik dicapai hingga iterasi $t-1$;
- $Gbest_i^{t-1}$ = Dimensi i dari seluruh posisi terbaik dicapai hingga iterasi $t-1$;
- N_D = Jumlah variabel keputusan;
- N_{par} = Jumlah *particles* dalam *swarm* (sekelompok);
- r_1, r_2 = Nomor acak merata dalam kisaran [0,1]; dihasilkan nilai terbaru setiap saat.

Bobot inersia ω memainkan peran penting dalam menyeimbangkan tugas eksplorasi dan eksploitasi dalam PSO. Skema yang paling banyak digunakan untuk berbagai variasi ω adalah skema menurun secara linier, dimana berat awalnya besar (biasanya 0.9) adalah linear menurun menjadi 0.4 (biasa digunakan).

Secara matematis, skema ini berjumlah:

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{Iter_{max}} \times Iter$$

dimana $\omega_{max}, \omega_{min}$ adalah berturut-turut nilai bobot awal dan akhir, $Iter_{max}$ adalah jumlah iterasi maksimum dan $Iter$ adalah jumlah iterasi saat ini.

Algoritma PSO (*Particle Swarm Optimization*) adalah salah satu algoritma optimasi yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Tetapi bisa juga digunakan untuk pencarian jalur. Contoh yang dibahas kali ini adalah mengenai pencarian posisi dengan pengembalian nilai fungsi minimal.

Beberapa istilah umum yang digunakan dalam PSO dapat didefinisikan sebagai berikut :

1. Swarm : Populasi dari suatu algoritma.
2. Particle : Anggota (individu) pada suatu swarm.

3. Pbest (Personal Best) : Posisi Pbest suatu *particle* yang menunjukkan posisi *particle* yang dipersiapkan untuk mendapatkan suatu solusi yang terbaik.
4. Gbest (Global Best) : Posisi terbaik *particle* pada swarm atau posisi terbaik diantara Pbest yang ada.
5. Velocity (V) : Kecepatan yang menggerakkan proses optimasi yang menentukan arah dimana *particle* diperlukan untuk berpindah dan memperbaiki posisinya semula.
6. Learning Rates (C_1 dan C_2) : Suatu konstanta untuk menilai kemampuan *particle* (C_1) dan kemampuan sosial swarm (C_2) yang menunjukkan bobot dari *particle* terhadap memorinya. Nilai C_1 dan C_2 antara 0-2.
7. Inertia Weight (θ) : Parameter yang digunakan untuk mengontrol dampak dari adanya velocity.

Algoritma PSO (*Particle Swarm Optimization*) adalah salah satu algoritma optimasi yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Tetapi bisa juga digunakan untuk pencarian jalur. Contoh yang dibahas kali ini adalah mengenai pencarian posisi dengan pengembalian nilai fungsi minimal. Dalam *Particle Swarm Optimization* (PSO), kawanan diasumsikan mempunyai ukuran tertentu dengan setiap partikel posisi awalnya terletak di suatu lokasi yang acak dalam ruang multidimensi. Setiap partikel diasumsikan memiliki dua karakteristik: posisi dan kecepatan. Setiap partikel bergerak dalam ruang/space tertentu dan mengingat posisi terbaik yang pernah dilalui atau ditemukan terhadap sumber makanan atau nilai fungsi objektif. Setiap partikel menyampaikan informasi atau posisi terbaiknya kepada partikel yang lain dan menyesuaikan posisi dan kecepatan masing-masing berdasarkan informasi yang diterima mengenai posisi tersebut. Sebagai contoh, misalnya perilaku burung-burung dalam dalam kawanan burung. Meskipun setiap burung mempunyai keterbatasan dalam hal kecerdasan, biasanya ia akan mengikuti kebiasaan (rule) seperti berikut :

1. Seekor burung tidak berada terlalu dekat dengan burung yang lain.
2. Burung tersebut akan mengarahkan terbangnya ke arah rata-rata keseluruhan burung.
3. Akan memposisikan diri dengan rata-rata posisi burung yang lain dengan menjaga sehingga jarak antar burung dalam kawanan itu tidak terlalu jauh.

Dengan demikian perilaku kawanan burung akan didasarkan pada kombinasi dari 3 faktor simpel berikut:

1. Kohesi - terbang bersama
2. Separasi - jangan terlalu dekat
3. Penyesuaian (alignment) - mengikuti arah bersama

Jadi PSO dikembangkan dengan berdasarkan pada model berikut:

1. Ketika seekor burung mendekati target atau makanan (atau bisa minimum atau maximum suatu fungsi tujuan) secara cepat mengirim informasi kepada burung-burung yang lain dalam kawanan tertentu.
2. Burung yang lain akan mengikuti arah menuju ke makanan tetapi tidak secara langsung.
3. Ada komponen yang tergantung pada pikiran setiap burung, yaitu memorinya tentang apa yang sudah dilewati pada waktu sebelumnya.

Pada algoritma PSO ini, pencarian solusi dilakukan oleh suatu populasi yang terdiri dari beberapa partikel. Populasi dibangkitkan secara random dengan batasan nilai terkecil dan terbesar. Setiap partikel merepresentasikan posisi atau solusi dari permasalahan yang dihadapi. Setiap partikel melakukan pencarian solusi yang optimal dengan melintasi ruang pencarian (search space). Hal ini dilakukan dengan cara setiap partikel melakukan penyesuaian terhadap posisi terbaik dari partikel tersebut (local best) dan penyesuaian terhadap posisi partikel terbaik dari seluruh kawanan (global best) selama melintasi ruang pencarian. Jadi, penyebaran pengalaman atau informasi terjadi di dalam partikel itu sendiri dan antara suatu partikel dengan partikel terbaik dari seluruh kawanan selama proses pencarian solusi. Setelah itu, dilakukan proses pencarian untuk mencari posisi terbaik setiap partikel dalam sejumlah iterasi tertentu sampai didapatkan posisi yang relatif steady atau mencapai batas iterasi yang telah ditetapkan. Pada setiap iterasi, setiap solusi yang direpresentasikan oleh posisi partikel, dievaluasi performansinya dengan cara memasukkan solusi tersebut kedalam fitness function.

Langkah-langkah algoritmik yang terlibat dalam PSO adalah sebagai berikut:

1. Pilih berbagai parameter PSO.
2. Inisialisasi populasi partikel dengan posisi acak dan kecepatan di ruang masalah.
3. Evaluasi fungsi *fitness* optimal yang diinginkan untuk setiap partikel.
4. Untuk setiap partikel individu, bandingkan nilai *fitness* partikel dengan *Pbest*-nya. Jika nilai saat ini lebih baik daripada nilai *Pbest*, maka tetapkan nilai ini sebagai *Pbest* untuk agen *i*.
5. Identifikasi partikel yang memiliki nilai *fitness* terbaik. Nilai dari fungsi *fitness*nya diidentifikasi sebagai *Gbest*.
6. Hitung kecepatan dan posisi baru partikel sesuai dengan persamaan 8 dan 9.
7. Ulangi langkah 3-6 sampai kriteria penghentian generasi maksimum terpenuhi.

Kelebihan dan Kekurangan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah sebagai berikut:

A. Kelebihan dari algoritma PSO:

1. Algoritma PSO didasari oleh intelligence. Hal ini dapat diterapkan baik kedalam penelitian ilmiah maupun teknik.

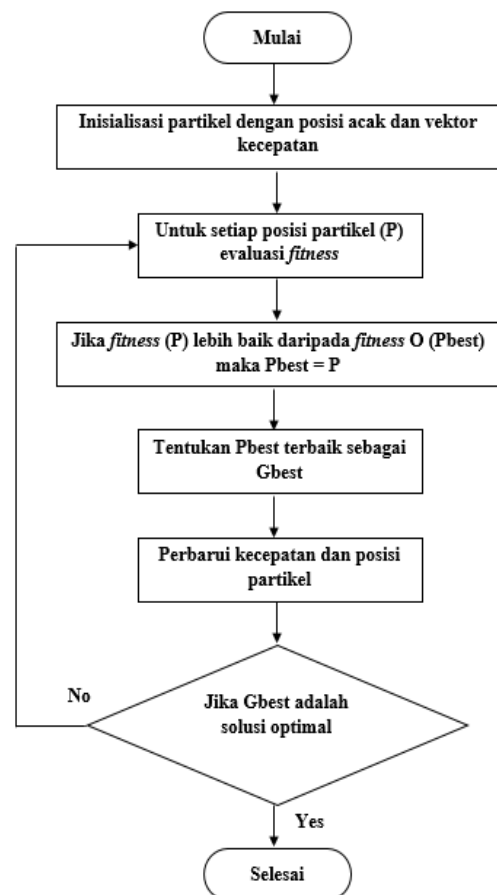
2. Algoritma PSO tidak memiliki perhitungan mutasi yang tumpang tindih. Pencarian dapat dilakukan dengan kecepatan setiap partikel. Partikel yang optimal dapat mengirim informasi sehingga partikel lain dapat cepat melakukan pencarian.
3. Perhitungan dari algoritma PSO sangat sederhana dibandingkan dengan perhitungan algoritma yang berkembang lainnya. Algoritma PSO ini memiliki tingkat optimasi yang paling tinggi dan dapat diselesaikan dengan perhitungan yang sederhana.

4. Algoritma PSO mengandung bilangan real.

B. Kekurangan dari algoritma PSO:

1. Algoritma ini mudah mengalami optimasi yang parsial yang mengakibatkan kurang tepatnya pengaturan terhadap kecepatan dan tujuan.
2. Algoritma ini tidak dapat bekerja diluar masalah optimasi.
3. Algoritma ini tidak dapat bekerja diluar masalah sistem koordinat

Diagram alir metode *Particle Swarm Optimization* untuk penyelesaian permasalahan *economic dispatch* ditunjukkan pada Gambar 2



Gambar 2 Diagram Alir Metode *Particle Swarm Optimization*

V. Hasil dan Analisis

Untuk verifikasi kelayakan dari metoda PSO dan *Lagrange* yang diusulkan, dilakukan pengujian terhadap dua sistem tenaga yang berbeda, yaitu 3 (tiga) unit sistem *thermal* dan 6 (enam) unit sistem *thermal*. Matriks koefisien rugi-rugi B_{ij} dari jaringan sistem tenaga disertakan dalam perhitungan rugi-rugi transmisi.

1. Kasus-1: 3-Unit Sistem Thermal

Pada studi kasus ini, suatu sistem sederhana terdiri dari 3 unit pembangkit *thermal* digunakan untuk mendemonstrasikan bagaimana kerja dari pendekatan yang diusulkan. Karakteristik unit *thermal* diberikan dalam Tabel 3.1, berikut matriks koefisien rugi-rugi B_{ij} . [6]

Tabel 1 Kapasitas Unit Pembangkit Dan Koefisien

Unit	P_i^{min} (MW)	P_i^{max} (MW)	a_i (\$/MW ²)	b_i (\$/MW)	c_i (\$)
1	50	250	0.00525	8.663	328.13
2	5	150	0.00609	10.04	136.91
3	15	100	0.00592	9.76	59.16

$$B_{ij} = \begin{bmatrix} 0.000136 & 0.0000175 & 0.000184 \\ 0.000175 & 0.0001540 & 0.000283 \\ 0.000184 & 0.0002830 & 0.001610 \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan algoritma PSO dan *Lagrange* diperoleh hasil seperti terlihat pada Tabel 2 dan Tabel 3. Pada Tabel 2 memperlihatkan hasil pengujian 3 unit sistem *thermal* tanpa memperhitungkan rugi-rugi transmisi. Sedangkan Tabel 3 memperlihatkan hasil pengujian 3 unit sistem *thermal* dengan memperhitungkan rugi-rugi transmisi. Dengan variasi pembebanan berturut-turut 100 MW, 200 MW, 300 MW, dan 400 MW.

Tabel 2 Perbandingan Hasil Tes Metode PSO Dengan Metode *Lagrange* 3 Unit Sistem *Thermal* Tanpa Rugi-Rugi

Pdemand (MW)	Method	P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	Fcost (\$/hr)
100	<i>Lagrange</i>	80.0000	5.0000	15.0000	1448.9242
	PSO	80.0000	5.0000	15.0000	1448.9242
200	<i>Lagrange</i>	147.5889	14.1776	38.2334	2442.5007
	PSO	147.4911	14.2607	38.2482	2442.5008
300	<i>Lagrange</i>	183.9672	45.5382	70.4946	3482.8677
	PSO	184.0406	45.4714	70.4881	3482.8677
400	<i>Lagrange</i>	221.8254	78.1746	100.0000	4561.4982
	PSO	224.7372	75.2966	99.9661	4561.5948

Tabel 3 Perbandingan Hasil Tes Metode PSO Dengan Metode *Lagrange* 3 Unit Sistem *Thermal* Dengan Rugi-Rugi

Pdemand (MW)	Method	P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	Ploss (MW)	Fcost (\$/hr)
100	<i>Lagrange</i>	81.8503	5.0000	15.0000	1.8503	1466.5255
	PSO	81.8503	5.0000	15.0000	1.8503	1466.5254
200	<i>Lagrange</i>	172.3997	18.7941	15.0000	6.1937	2512.3127
	PSO	162.3585	28.7552	15.0000	6.1137	2510.5230
300	<i>Lagrange</i>	239.9272	56.6088	16.8931	13.4291	3659.3403
	PSO	218.2362	79.8201	15.0000	13.0563	3652.7491
400	<i>Lagrange</i>	250.0000	141.9520	34.2835	26.2355	4907.5549
	PSO	249.9999	149.9999	24.4790	24.4788	4903.5602

2. Kasus-2: 6-Unit Sistem Thermal

Pada studi kasus ini, suatu sistem sederhana terdiri dari 6 unit pembangkit *thermal* digunakan untuk mendemonstrasikan bagaimana kerja dari pendekatan yang diusulkan. Karakteristik unit *thermal* diberikan dalam Tabel 3.2, berikut matriks koefisien rugi-rugi B_{ij} . [7]

Tabel 2 Kapasitas Unit Pembangkit Dan Koefisien

Unit	P_i^{min} (MW)	P_i^{max} (MW)	a_i (\$/MW ²)	b_i (\$/MW)	c_i (\$)
1	10	125	0.0033870	0.856440	16.817750
2	10	150	0.0023500	1.025760	10.029450
3	35	225	0.0006230	0.897700	23.333280
4	35	210	0.0007880	0.851234	27.634000
5	130	325	0.0004690	0.807285	36.856880
6	125	315	0.0003998	0.850454	30.147980

$$B_{ij} = \begin{bmatrix} 0.000140 & 0.000017 & 0.000015 & 0.000019 & 0.000026 & 0.000022 \\ 0.000017 & 0.000060 & 0.000013 & 0.000016 & 0.000015 & 0.000020 \\ 0.000015 & 0.000013 & 0.000065 & 0.000017 & 0.000024 & 0.000019 \\ 0.000019 & 0.000016 & 0.000017 & 0.000071 & 0.000030 & 0.000025 \\ 0.000026 & 0.000015 & 0.000024 & 0.000030 & 0.000069 & 0.000032 \\ 0.000022 & 0.000020 & 0.000019 & 0.000025 & 0.000032 & 0.000085 \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan algoritma PSO dan *Lagrange* diperoleh hasil seperti terlihat pada Tabel 4 dan Tabel 5. Pada Tabel 4 memperlihatkan hasil pengujian 3 unit sistem *thermal* tanpa memperhitungkan rugi-rugi transmisi. Sedangkan Tabel 5 memperlihatkan hasil pengujian 3 unit sistem *thermal* dengan memperhitungkan rugi-rugi transmisi. Dengan variasi pembebanan berturut-turut 600 MW, 800 MW, 1000 MW, dan 1200 MW.

Tabel 4 Perbandingan Hasil Tes Metode PSO Dengan Metode *Lagrange* 6 Unit Sistem *Thermal* Tanpa Rugi-Rugi

Pdemand (MW)	Method	P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	Fcost (\$/hr)
600	<i>Lagrange</i>	21.1864	10.0000	82.0679	94.3671	205.4068	186.9717	698.7884
	PSO	28.9806	10.0000	89.0724	86.7015	179.9363	205.3092	699.5097
800	<i>Lagrange</i>	28.7540	10.0000	123.2101	126.8946	260.0584	251.0828	903.9060
	PSO	20.1641	16.5957	156.5711	145.4831	232.9386	228.2474	905.9193
1000	<i>Lagrange</i>	36.0948	15.9970	163.1187	158.4466	313.0713	313.2715	1119.1872
	PSO	39.7421	28.1647	205.0632	151.3118	305.1266	270.5916	1121.4746
1200	<i>Lagrange</i>	65.9596	59.0404	225.0000	210.0000	325.0000	315.0000	1351.2991
	PSO	85.8686	78.4511	201.1241	210.0000	309.5562	315.0000	1359.9348

Tabel 5 Perbandingan Hasil Tes Metode PSO Dengan Metode *Lagrange*

6 Unit Sistem *Thermal* Dengan Rugi-Rugi

P_{demand} (MW)	Method	P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	P_{loss} (MW)	F_{cost} (\$/hr)
600	<i>Lagrange</i> PSO	23.8685	10.0000	95.5630	100.6980	202.8425	181.2669	14.2389	713.2122
		25.1663	16.9551	93.2812	103.6725	188.3172	186.6284	14.0207	713.7657
800	<i>Lagrange</i> PSO	32.5953	14.4972	141.5148	136.0357	257.7064	242.9813	25.3309	931.0321
		35.7128	26.4135	133.9188	137.0124	237.2369	254.6964	24.9906	931.7289
1000	<i>Lagrange</i> PSO	41.1770	27.8055	186.5165	170.5686	310.8802	302.5338	39.4817	1163.5747
		43.7170	50.0018	178.7699	194.4910	271.1506	299.9820	38.1123	1166.1320
1200	<i>Lagrange</i> PSO	85.8978	91.9370	225.0000	210.0000	325.0000	315.0000	52.8348	1424.0457
		74.0172	118.7030	225.0000	210.0000	324.9742	299.0377	51.7321	1430.6189

3. Analisis Hasil Perhitungan

Dari semua studi kasus yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan metode *Lagrange* sama-sama baik dalam studi kasus terhadap penjadwalan optimal unit-unit pembangkit atau *economic dispatch*. Metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) lebih unggul pada studi kasus 3 unit sistem *thermal*, sedangkan metode *Lagrange* lebih unggul pada studi kasus 6 unit sistem *thermal*. Dalam penelitian ini kelebihan dari algoritma PSO mempunyai konsep yang sederhana, mudah diimplementasikan, dan efisien dalam perhitungan jika dibandingkan dengan algoritma matematika dan teknik optimisasi heuristik lainnya serta metode PSO ini selalu dapat mencapai posisi terbaik dari seluruh kawanan (global best) sedangkan metode konvensional seperti metode *Lagrange* hanya bisa mencapai posisi terbaik dari partikel (local best) saja. Jadi seharusnya metode PSO lebih baik dari pada metode *Lagrange*, tetapi dalam penelitian ini masih banyak kekurangan dari segi hasil yang didapat belum semua optimal. Sebenarnya metode PSO dapat lebih unggul pada kedua studi kasus, dengan cara menyesuaikan nilai parameter acak yang sudah ditetapkan sebelumnya. Parameter yang dimaksud adalah parameter koefisien percepatan positif (c_1 , c_2) dan bobot inersia (ω_{max} , ω_{min}). Diharapkan kedepannya peneliti lebih memperhatikan parameter yang ditetapkan agar hasil yang didapatkan benar-benar optimal.

VI. Kesimpulan

1. Permasalahan *economic dispatch* (ED) dalam sistem tenaga merupakan hal yang sangat vital dalam pengoperasian sistem tenaga. Dalam penelitian ini telah dibahas pemecahan permasalahan ED menggunakan pendekatan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO), kemudian hasil simulasi dibandingkan dengan metode konvensional (metode *Lagrange*).

- Hasil simulasi metode *Particle Swarm Optimization* menunjukkan bahwa pada beban sebesar 300 MW, metode PSO menghasilkan biaya pembangkitan minimum sebesar 3652.7491 \$/hr dan rugi-rugi transmisi sebesar 13.0563 MW. Sedangkan metode *Lagrange* menghasilkan biaya pembangkitan minimum sebesar 3659.3403 \$/hr dan rugi-rugi transmisi sebesar 13.4291 MW.
- Dari semua studi kasus yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) dapat menemukan nilai pembangkitan minimum yang cukup baik bila dibandingkan dengan metode *Lagrange* terhadap penjadwalan optimal unit-unit pembangkit atau *economic dispatch*.

VII. Saran

Saran dan masukan untuk penelitian selanjutnya adalah penelitian tidak dibatasi untuk penjadwalan dengan menggunakan 3 dan 6 unit sistem *thermal* saja dan penyelesaian kasus *economic dispatch* perlu memperhitungkan *valve-point effects*. Disamping itu juga perlu mempertimbangkan isu lingkungan, yaitu dengan memasukkan pengaruh emisi gas buang dalam penyelesaian *economic dispatch*.

VIII. Referensi

- Hardiansyah, Junaidi, and Yohannes MS. Solving Economic Load Dispatch Problem Using Particle Swarm Optimization Technique. I.J. Intelligent Systems and Applications, 2012, 12, 12-18.
- Hardiansyah. A Modified Particle Swarm Optimization Technique for Economic Load Dispatch with Valve-Point Effect. I.J. Intelligent Systems and Applications, 2013, 07, 32-41.
- Hardiansyah, Junaidi, and Yohannes MS. Application of Soft Computing Methods for Economic Load Dispatch Problems. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 58–No.13, November 2012.
- Maickel Tuegeh, Adi Soeprijanto, dan Mauridhi Hery P. Optimal Generator Scheduling Based On Particle Swarm Optimization. Seminar Nasional Informatika 2009 (semnasIF 2009) UPN "Veteran" Yogyakarta, 23 Mei 2009.
- Khairudin Syah, Harry Soekotjo Dachlan, Rini Nur Hassanah, dan Mahfudz Shidiq. Analisis Perbandingan Economic Dispatch Pembangkit Menggunakan Metode Lagrange dan CFPSO. Jurnal EECIS Vol.6 No.1, Juni 2012.
- M. Vanitha, and K. Tanushkodi. 2011. "Solution to economic dispatch problem by differential evolution algorithm considering linear equality and inequality constrains", International Journal of Research and Reviews in Electrical and Computer Engineering, vol. 1(1), pp. 21-26

- [7]. Attia A. El-Fergany. 2011. "Solution of economic load dispatch problem with smooth and non-smooth fuel cost functions including line losses using genetic algorithm", *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, vol. 1 (2), pp. 706-710
- [8]. Allen J. Wood and Bruce F. Wollenberg. "Power Generation, Operation and Control". John Wiley & Sons, Inc., 1996.
- [9]. Hadi Saadat, *Power System Analysis*, "WCB McGraw-Hill, New York, 1999.
- [10]. J. Kennedy and R. Eberhart, Particle Swarm Optimization, *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks*, pp. 1942-48, 1995.
- [11]. Grainger John J dan Wiliam D. Stevenson. 1994. *Power System Analysis*. Singapore : McGraw-Hill.
- [12]. Qinghai Bai, Analysis of Particle Swarm Optimization Algorithm, *Computer and Information Science*, Vol. 3, No. 1, pp. 180-184, February 2010.
- [13]. Anis Ahmad, Nitin Singh, and Tarun Varshney, A New Approach for Solving Economic Load Dispatch Problem, *MIT International Journal of Electrical and Instrumentation Engineering*, Vol. 1, No. 2, pp. 93-98, August 2011.
- [14]. M. Sudhakaran, P. Ajay - D - Vimal Raj and T.G. Palanivelu. Application of Particle Swarm Optimization for Economic Load Dispatch Problems. The 14th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, ISAP 2007 November 4 - 8, 2007, Kaohsiung, Taiwan.
- [15]. O Penangsang, Muhammad Abdillah, dan Adi Soeprijanto. Voltage Control on 500kV Java-Bali Elektrical Power System For Power Losses Minimization Using Gravitational Search Algorithm. *Informatics and Computational Intelligence (ICI)*, 2011 First International Conference on.
- [16]. Pramono, Joko. (2010). Makalah Teknik Tenaga Listrik, Transmission of Electrical Energy (Transmisi Tenaga Listrik). Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Depok.
- [17]. Harun, Nadjamuddin., 2011, "Bahan Ajar Perancangan Pembangkitan Tenaga Listrik" Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hassanudin, Makasar.
- [18]. Wikarsa, Mohamad Tresna. Studi Analisis Operasi Sistem Pembangkit Listrik, Tugas Akhir, Universitas Indonesia, Juni 2010.
- [19]. A Adrianti. Penjadwalan Ekonomis Pembangkit Thermal Dengan Memperhitungkan Rugi Rugi Saluran Transmisi Menggunakan Metode Algoritma Genetik. *Teknika Unand*, 2010.

Biografi



Roy Naldo Napitupulu, lahir di Pontianak, 27 Agustus 1996. Menempuh pendidikan dasar di SD Negeri 72 Pontianak lulus tahun 2008, melanjutkan ke SMP Negeri 13 Pontianak sampai tahun 2011, dan melanjutkan ke SMK Negeri 4 Pontianak sampai tahun 2014. Memperoleh gelar Sarjana dari Program Studi Teknik Elektro Universitas Tanjungpura Pontianak pada tahun 2018.

HALAMAN PENGESAHAN

**PENJADWALAN OPTIMAL UNIT-UNIT PEMBANGKIT
DENGAN METODE *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* (PSO)**

ROY NALDO NAPITUPULU

NIM. D1021141006

Pontianak, 8 Oktober 2018

Menyetujui



Dr. Eng. Ir. Hardiansyah, MT
NIP. 196702271993031002



Ir. Junaldi, M.Sc
NIP. 195908281986021001