

PENGGUNAAN *RANDOM DRIFT PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* (RDPSO) ALGORITHM PADA *ECONOMIC DISPATCH* MEMPERTIMBANGKAN PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA ANGIN UNTUK PENGURANGAN EMISI

Mikhael Vidi Santoso, Rony Seto Wibowo, dan Adi Soeprijanto

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

E-mail: mikhaelvidi@gmail.com, ronyseto@ee.its.ac.id, adisup@ee.its.ac.id

Abstrak— Teknik optimasi adalah sebuah perlakuan untuk meningkatkan nilai efektivitas dan efisiensi pada suatu sistem industri dan untuk mendapatkan tujuan yang optimal dari sebuah sistem itu sendiri. Teknik optimasi sendiri digunakan banyak di sektor industri, khususnya di bidang industri energi, dimana sektor industri lainnya, seperti manufaktur, transportasi, dan telekomunikasi, termasuk di dalamnya. Sebagai pengguna teknik optimasi dalam jangka waktu yang cukup lama, industri energi menghadapi berbagai macam isu, seperti perubahan iklim, pemanfaatan jaringan dan keandalan, pembangunan ulang suatu sistem, dan masih banyak lagi. Teknik optimasi membantu perusahaan-perusahaan di bidang energi melewati isu-isu tersebut dengan cara yang lebih baik dan keputusan-keputusan yang lebih cepat. *Economic Dispatch* (ED) adalah salah satu permasalahan utama bagi perusahaan-perusahaan energi. *Economic dispatch* (ED) merupakan hal penting dalam kontrol dan operasi pada sistem tenaga. Pada Proposal Tugas Akhir ini, metode yang ditawarkan merupakan metode modifikasi dari *Particle Swarm Optimization*, yaitu *Random Drift Particle Swarm Optimization* (RDPSO) *Algorithm*. RDPSO terinspirasi dari elektron bebas yang ditempatkan pada medan elektrik eksternal dan meningkatkan kemampuan dari PSO *Algorithm* dengan memodifikasi persamaan dasarnya.

Kata Kunci— *Random Drift Particle Swarm Optimization, Economic Dispatch, Emission*

I. PENDAHULUAN

Teknik optimasi adalah sebuah perlakuan untuk meningkatkan nilai efektivitas dan efisiensi pada suatu sistem industri dan untuk mendapatkan tujuan yang optimal dari sebuah sistem itu sendiri. Teknik optimasi sendiri digunakan banyak di sektor industri, khususnya di bidang industri energi, dimana sektor industri lainnya, seperti manufaktur, transportasi, dan telekomunikasi, termasuk di dalamnya [1].

Sebagai pengguna teknik optimasi dalam jangka waktu yang cukup lama, industri energi menghadapi berbagai macam isu, seperti perubahan iklim, pemanfaatan jaringan dan keandalan, pembangunan ulang suatu sistem, dan masih banyak lagi. Teknik optimasi membantu perusahaan-perusahaan di bidang energi melewati isu-isu tersebut dengan cara yang lebih baik dan keputusan-keputusan yang lebih cepat. *Economic Dispatch* (ED) adalah salah satu

permasalahan utama bagi perusahaan-perusahaan energi. *Economic dispatch* (ED) merupakan hal penting dalam kontrol dan operasi pada sistem tenaga. Fungsi utama dari *economic dispatch* adalah untuk menjadwalkan pembangkitan dari pembangkit yang beroperasi untuk dapat memenuhi kebutuhan beban pada biaya pembangkitan paling minimal [2].

Metode yang ditawarkan merupakan metode modifikasi dari *Particle Swarm Optimization*, yaitu algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* (RDPSO). *Random Drift Particle Swarm Optimization* terinspirasi dari elektron bebas yang ditempatkan pada medan elektrik eksternal dan meningkatkan kemampuan dari algoritma *Particle Swarm Optimization* dengan memodifikasi persamaan dasarnya.

Pada Proposal Tugas Akhir ini, salah satu hal yang diperhatikan adalah biaya operasi. *Random Drift Particle Swarm Optimization* menawarkan sebuah konsep dengan menghasilkan energi pada biaya operasi yang lebih rendah tetapi hasil yang baik pula. Selain dari biaya operasi, faktor penting lainnya yang tidak bisa dihindarkan, yaitu emisi lingkungan. Pada Pembangkit Tenaga Angin tidak menimbulkan emisi ketika bekerja secara sendiri, tetapi ketika digabungkan dalam sebuah sistem, maka akan muncul beberapa emisi yang dapat mengganggu kestabilan lingkungan. Polusi CO₂, SO₂, dan NO_x harus diminimalkan karena berbahaya bagi lingkungan [3]. Oleh karena itu, penting untuk mempertimbangkan keberadaan pembangkit tenaga angin dengan biaya dan emisi minimal dalam suatu sistem pembangkit itu sendiri.

II. *ECONOMIC DISPATCH* DAN EMISI

Economic dispatch adalah salah satu permasalahan penting dalam sektor energi. Sebagai contoh, dalam suatu sistem tenaga listrik kita akan mengatur output dari pembangkit *thermal* dalam suatu periode tertentu. Kita perlu meminimasi total biaya operasi dari generator yang bekerja dengan tetap menjaga keandalan dengan memperhatikan batasan operasi yang muncul. Batasan yang dimaksud merepresentasikan pertimbangan terhadap sistem kerja unit operasi yang utamanya adalah kemampuan generator dan kapasitas transmisi.

Secara tradisional permasalahan *economic dispatch* dapat diselesaikan dengan berbagai variasi metode programming

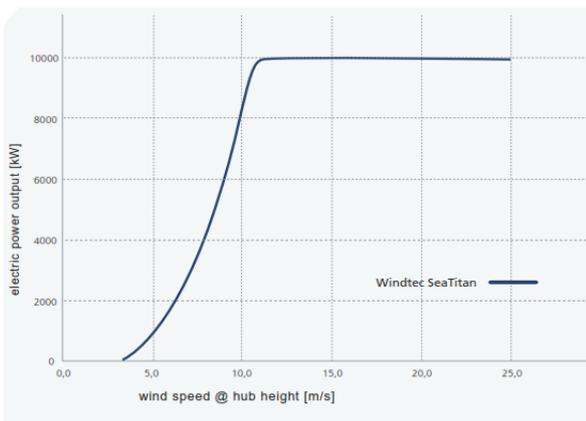
matematis seperti *lambda-iteration* [4], *base point and participation factors* [4], *interior point* [5], metode gradien [6], dan *dynamical programming method* [7]. Metode – metode ini termasuk metode lama yang tidak efektif bekerja ketika menghadapi sebuah fungsi persamaan biaya yang tidak linear.

Seiring perkembangan ilmu pengetahuan, metode – metode baru bermunculan. Metode metode baru ini menggunakan basis pencarian random populasi bilangan dan komputasi cerdas dalam memecahkan permasalahan ED. *Genetic algorithms* (GA) [8], *particle swarm optimization* (PSO) [9], *differential evolution* (DE) [10], *evolutionary programming* (EP) [11], *tabu search* (TS) [12], *neural networks* (NN) [13], *ant colony search algorithm* (ACSA) [14], *artificial immune systems* (AIS) [15], *the honey bee colony algorithm* [16], *the firefly algorithm* [17], dan algoritma hybrid [18] adalah contoh produk metode ini.

A. Pembangkit Listrik Tenaga Angin

Pembangkit turbin angin merupakan sistem yang mengubah angin menjadi energi listrik. Dalam desain turbin angin, terdapat dua hal penting yang harus diperhitungkan, yaitu ketersediaan angin dan kurva daya dari turbin angin itu sendiri. Keluaran daya dari turbin angin merupakan fungsi dari kecepatan angin. Untuk memodelkan performansi dari turbin angin, kurva daya harus diperoleh.

A. PENERAPAN WIND TURBINE WT1000DD



Gambar 1 Kurva daya actual dan modelnya dari wt1000dd

Dari model kurva daya tersebut, dapat diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} P_{WT} &= 0, \\ V_{ac} &< V_{ci} \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned} P_{WT} &= aV_{ac}^2 + bV_{ac} + c, \\ V_{ci} &\leq V_{ac} < V_r \end{aligned} \tag{2}$$

$$\begin{aligned} P_{WT,r} &= 10000, \\ V_r &\leq V_{ac} < V_{co} \end{aligned} \tag{3}$$

$$P_{WT,r} = J \times P_{WT} \tag{4}$$

dimana:

P_{WT} adalah daya keluaran dari turbin angin dalam W

$P_{WT,r}$ adalah rating daya dalam W

J adalah jumlah turbin angin yang terpasang

V_{ci} adalah kecepatan *cut-in* dalam m/s

V_{co} adalah kecepatan *cut-out* dalam m/s

V_r adalah *rating* kecepatan angin dalam m/s

V_{ac} adalah kecepatan angin actual dalam m/s

Untuk memodelkan performansi dari turbin angin, persamaan matematis dari kurva daya harus diperoleh. Berdasarkan kurva diatas, didapatkan parameter sebagai berikut:

$$a = -30.61660561660564$$

$$b = 1260.970695970697$$

$$c = -2544.566544566551$$

$$P_{WT,r} = 10000$$

$$V_{ci} = 4$$

$$V_{co} = 30$$

$$V_r = 11,5$$

III. PENERAPAN RANDOM DRIFT PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

A. Random Drift Particle Swarm Optimization

Hasil analisa membuktikan bahwa nilai konvergen dari algoritma *Particle Swarm Optimization* dapat dicapai apabila setiap iterasi konvergen terhadap local focusnya, $p_{i,n} = (p_{i,n}^1, p_{i,n}^2, \dots, p_{i,n}^N)$ didefinisikan oleh koordinat:

$$p_{i,n}^j = \phi_{i,n}^j Y_{i,n}^j + (1 - \phi_{i,n}^j) G_{i,n}^j, \quad \phi_{i,n}^j \sim U(0,1) \tag{5}$$

dimana $\phi_{i,n}^j = c_1 r_{i,n}^j / (c_1 r_{i,n}^j + c_2 R_{i,n}^j)$ dengan nilai acak (random) untuk $r_{i,n}^j$ dan juga $R_{i,n}^j$. Karena koefisien percepatan c_1 dan c_2 pada umumnya ditetapkan pada nilai yang sama, $\phi_{i,n}^j$ adalah serangkaian dari *uniformly distributed random numbers* pada nilai (0,1).

Perpindahan arah partikel menuju $p_{i,n}$ adalah sama dengan pergerakan drift dari suatu elektron pada konduktor besi yang ditempatkan pada medan magnet eksternal. Akan tetapi, berdasarkan model elektron bebas, selain pergerakan drift disebabkan oleh medan elektrik, elektron juga berada di pergerakan termal, yang muncul menjadi pergerakan yang acak. Efek keseluruhan dari perpindahan elektron adalah elektron tersebut bergerak miring ke lokasi dengan energi potensial minimum. Hal ini terlihat jelas bahwa perpindahan elektron adalah analog dengan proses minimum mendapatkan solusi dari masalahnya, jika posisi elektron dianggap sebagai solusi kandidat dan fungsi energy potensial sebagai fungsi objektif.

Terinspirasi dari fakta yang ada di atas, dapat diasumsikan bahwa partikel yang terdapat di dalam *Random Drift Particle Swarm Optimization* (RDPSO) berperilaku seperti elektron yang berpindah ke konduktor besi yang ditempatkan pada medan elektrik eksternal. Oleh karena itu, perpindahan dari partikel adalah superposisi dari pergerakan termal pergerakan drift menuju $p_{i,n}$. Berhubungan dengan hal tersebut, kecepatan partikel dapat direpresentasikan dengan $V_{i,n}^j = VR_{i,n}^j + VD_{i,n}^j$, dimana $VR_{i,n}^j$ dan $VD_{i,n}^j$ merepresentasikan kecepatan dari pergerakan termal dan pergerakan drift menuju $p_{i,n}$. Pada tugas akhir ini, didapatkan rumus untuk $VR_{i,n}^j$ dan $VD_{i,n}^j$ sebagai berikut:

$$VR_{i,n+1}^j = \sigma_{i,n}^j \lambda_{i,n+1}^j \tag{6}$$

$$VD_{i,n+1}^j = \beta(p_{i,n}^j - X_{i,n}^j) \tag{7}$$

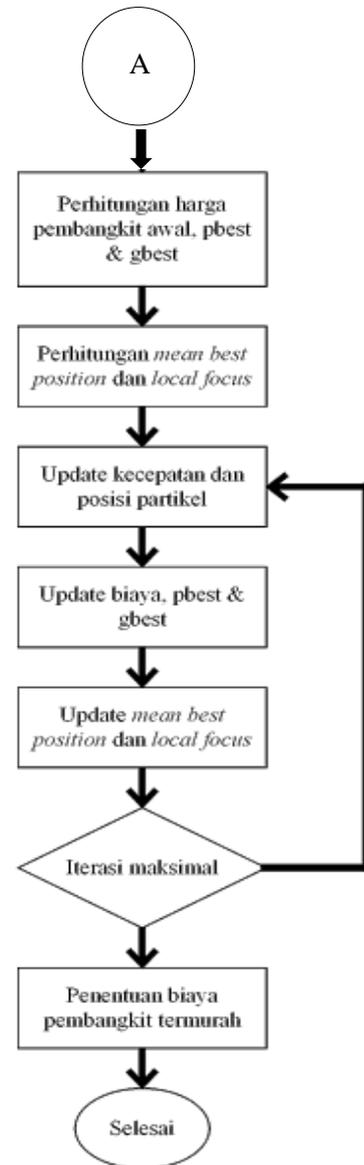
Pada persamaan (6), $\lambda_{i,n+1}^j$ adalah nilai acak dengan standar distribusi normal dan $\sigma_{i,n}^j$ adalah standar deviasi pada distribusi Gaussian, dimana nilainya dideterminasi secara adaptif dengan:

$$\sigma_{i,n}^j = \alpha |C_n^j - X_{i,n}^j| \tag{8}$$

dimana $C_n^j = \left(\frac{1}{M}\right) \sum_{i=1}^M Y_{i,n}^j, (1 \leq j \leq N)$ dan disebut sebagai *mean best position*. Pada persamaan (7), $p_{i,n}^j$ didefinisikan oleh (5). Pada persamaan (7) dan (8), α dan β ada dua angka real positif menggunakan koefisien *thermal* dan koefisien *drift*. Hal ditunjukkan dengan kecepatan pada pergerakan termal $VR_{i,n}^j$ mengikuti hukum kecepatan distribusi Maxwell. Hal ini juga dapat dilihat pada persamaan (7) bahwa efek dari kecepatan drift $VD_{i,n}^j$ memimpin partikel untuk membuat perpindahan menuju $p_{i,n}^j$ pada setiap iterasi. Dengan spesifikasi-spesifikasi yang sudah ada, didapatkan persamaan untuk partikel pada *Random Drift Particle Swarm Optimization*, yaitu:

$$V_{i,n}^j = \alpha |C_n^j - X_{i,n}^j| \lambda_{i,n+1}^j + \beta (p_{i,n}^j - X_{i,n}^j) \tag{9}$$

$$X_{i,n+1}^j = X_{i,n}^j + V_{i,n+1}^j \tag{10}$$



Gambar 2 Diagram Alir Random Drift Particle Swarm Optimization

B. Sistem Pembangkit IEEE

Berikut merupakan data pembangkit yang digunakan pada tugas akhir ini [1].

Tabel 1
Data Batasan Daya 6 Unit Pembangkit IEEE

Unit	Pmin (MW)	Pmax (MW)
1	100	500
2	50	200
3	80	300
4	50	150
5	50	220
6	50	120

Tabel 2
Data Koefisien Biaya 6 Unit Pembangkit IEEE

Unit	Koefisien Biaya Operasi		
	a	b	c
1	0,0070	7,0	240
2	0,0095	10,0	200
3	0,0090	8,5	220
4	0,0090	11,0	200
5	0,0080	10,5	220
6	0,0075	12,0	190

Tabel 3
Data Batasan Daya 15 Unit Pembangkit IEEE

Unit	Pmin (MW)	Pmax (MW)
1	150	455
2	150	455
3	20	130
4	20	130
5	150	470
6	135	460
7	135	465
8	60	300
9	25	162
10	25	160
11	20	80
12	20	80
13	25	85
14	15	55
15	15	55

Tabel 4
Data Koefisien Biaya 15 Unit Pembangkit IEEE

Unit	Koefisien Biaya Operasi		
	a	b	c
1	0,000299	10,1	671
2	0,000183	10,2	574
3	0,001126	8,8	374
4	0,001126	8,8	374
5	0,000205	10,4	461
6	0,000301	10,1	630
7	0,000364	9,8	548
8	0,000338	11,2	227
9	0,000807	11,2	173
10	0,001203	10,7	175
11	0,003586	10,2	186
12	0,005513	9,9	230
13	0,000371	13,1	225
14	0,001929	12,1	309
15	0,004447	12,4	323

Tabel 5
Faktor Emisi

Jenis Gas	Faktor Emisi (g/kWh)
Nitrogen Oksida (NO _x)	21,8
Sulfur Dioksida (SO ₂)	0,454
Karbon Dioksida (CO ₂)	1,432

C. Parameter-Parameter Random Drift Particle Swarm Optimization

Parameter-parameter yang digunakan pada tugas akhir ini merupakan insialisasi awal operasi algoritma Random Drift Particle Swarm Optimization. Parameter-parameter tersebut, antara lain:

- Jumlah Pembangkit I = 6 Unit
- Jumlah Pembangkit II = 14 Unit
- Jumlah Partikel = 100
- Jumlah Iterasi = 200
- c1 = 2,05
- c2 = 2,05
- alfa = 0,7
- beta = 1,5
- lambda = normal random
- w1 = 0,4
- w2 = 0,9

IV. HASIL SIMULASI DAN ANALISA DATA

A. 6 Unit Pembangkit IEEE

Pada studi kasus ini memperlihatkan hasil perhitungan dari Particle Swarm Optimization tanpa menggunakan Wind

Turbine. Total daya yang dibangkitkan adalah 1.263 MW. Berikut merupakan data yang dihasilkan dari simulasi:

Tabel 6
Hasil Perhitungan dengan Algoritma Particle Swarm Optimization tanpa Wind Turbine

Unit	Total Beban (MW/h)	Total Biaya (\$/h)
1	381,3570059072910	
2	200	
3	300	
4	150	15.228,99376719151
5	181,6429940927092	
6	50	
Total	1.263	

Tabel 7
Hasil Perhitungan dengan Algoritma Random Drift Particle Swarm Optimization tanpa Wind Turbine

Unit	Total Beban (MW/h)	Total Biaya (\$/h)
1	464,0053930740368	
2	166,5067743105749	
3	243,6487045140728	
4	150	15.205,98255844994
5	153,5843852460823	
6	85,25474285523313	
Total	1.263	

Tabel 8
Hasil Perhitungan dengan Algoritma Random Drift Particle Swarm Optimization dengan Wind Turbine

Unit	Total Beban (MW/h)	Total Daya	
		Wind Turbine (MW/h)	Total Biaya (\$/h)
1	439,661941150169		
2	166,0666728586923		
3	258,6259225325331		
4	119,7369605628463	35,9366594	14.731,40175287065
5	165,954136180439		
6	77,01770734106989		
Total	1.227,06334062575		

Dapat disimpulkan bahwa antara penggunaan algoritma Particle Swarm Optimization (tanpa wind turbine) dengan algoritma Random Drift Particle Swarm Optimization (tanpa wind turbine) memiliki perbedaan biaya yang cukup signifikan, yaitu sebesar 23,0112087416001 Dollar/jam atau sebesar 299.145,713640801 Rupiah/jam dengan kurs (1 Dollar = 13.000 Rupiah) untuk algoritma Random Drift Particle Swarm Optimization yang lebih murah. Sedangkan, antara RDPSO tanpa wind turbine (Tabel 7) dengan RDPSO wind turbine (Tabel 8) didapatkan biaya yang lebih murah. Perbedaan biaya yang dihasilkan dari kedua kondisi tersebut adalah sebesar 474,580805579299 Dollar/jam atau sebesar 6.169.550,47253088 Rupiah/jam dengan kurs (1 Dollar = 13.000 Rupiah) untuk kondisi dengan menggunakan wind turbine yang lebih murah. Selain itu, pada kasus ini, total pembangkitan yang dihasilkan dari pembangkit thermal berkurang menjadi 1.227,06334062575 MW karena adanya wind turbine yang terlebih dahulu dimaksimalkan penggunaannya.

Tabel 9
Hasil Perhitungan Emisi pada Setiap Pembangkit pada Algoritma Random Drift Particle Swarm Optimization tanpa Wind Turbine

Unit	Total Beban (MW/h)	Emisi (g/MWh)
1	464,0053930740368	1,099043174035164
2	166,5067743105749	3,943879456320278
3	243,6487045140728	5,771063215120329

4	150	3,5529
5	153,5843852460823	3,637799748938706
6	85,25474285523313	2,01331
Total Emisi		29,90938416073095

Tabel 10

Hasil Perhitungan Emisi pada Setiap Pembangkit pada Algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* dengan *Wind Turbine*

Unit	Total Beban (MW/h)	Emisi (g/MWh)
1	436,8667286583738	10,34762533500224
2	163,9565571087574	3,883475011678028
3	256,5355710300676	6,076301535418182
4	117,6203877162728	2,785956503447638
5	163,4653360389040	3,871839949417481
6	74,55541944762453	1,765919665036435
Total Emisi		28,73111800000001

B. 15 Unit Pembangkit IEEE

Pada studi kasus ini memperlihatkan hasil perhitungan dari *Particle Swarm Optimization* tanpa menggunakan *Wind Turbine*. Total daya yang dibangkitkan sebesar 2.630 MW. Berikut merupakan data yang dihasilkan dari simulasi:

Tabel 11

Hasil Perhitungan dengan Algoritma *Particle Swarm Optimization* tanpa *Wind Turbine*

Unit	Total Beban (MW/h)	Total Biaya (\$/h)
1	455	
2	420,7160180162491	
3	130	
4	130	
5	324,2839819837511	
6	460	
7	465	
8	60	
9	25	32.280,35076024132
10	25	
11	20	
12	20	
13	25	
14	15	
15	55	
Total		2.630

Tabel 12

Hasil Perhitungan dengan Algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* tanpa *Wind Turbine*

Unit	Total Beban (MW/h)	Total Biaya (\$/h)
1	455	
2	455	
3	130	
4	130	
5	274,6474211726658	
6	459,9757473148788	
7	465	
8	60	
9	25,00476966567259	32.256,80548993397
10	25	
11	41,02033246327363	
12	54,33161685642456	
13	25,00269043884639	
14	15,01742208823798	
15	15	
Total		2.630

Tabel 13

Hasil Perhitungan dengan Algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* dengan *Wind Turbine*

Unit	Total Beban (MW/h)	Total Daya Wind Turbine (MW/h)	Total Biaya (\$/h)
1	448,8273297945507		
2	455		
3	130		

4	130		
5	235,7442764102751		
6	459,572980421498		
7	464,7216545011415		
8	60	35,9366594	31.879,28631950841
9	25		
10	25		
11	48,43546823941494		
12	56,76163125886966		
13	25		
14	15		
15	15		
Total		2.594,06334062575	

Dapat disimpulkan bahwa antara penggunaan algoritma *Particle Swarm Optimization* (tanpa *wind turbine*) dengan algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* (tanpa *wind turbine*) memiliki perbedaan biaya yang cukup signifikan, yaitu sebesar 23,5452703074006 Dollar/jam atau sebesar 306.088,513996208 Rupiah/jam dengan kurs (1 Dollar = 13.000 Rupiah) untuk algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* yang lebih murah. Sedangkan, antara RDPSO tanpa *wind turbine* (Tabel 12) dengan RDPSO *wind turbine* (Tabel 13) didapatkan biaya yang lebih murah. Perbedaan biaya yang dihasilkan dari kedua kondisi tersebut adalah sebesar 377,519170425501 Dollar/jam atau sebesar 4.907.749,21553152 Rupiah/jam dengan kurs (1 Dollar = 13.000 Rupiah) untuk kondisi dengan menggunakan *wind turbine* yang lebih murah. Selain itu, pada kasus ini, total pembangkitan yang dihasilkan dari pembangkit *thermal* berkurang menjadi 2.594,06334062575 MW karena adanya *wind turbine* yang terlebih dahulu dimaksimalkan penggunaannya.

Tabel 14

Hasil Perhitungan Emisi pada Setiap Pembangkit pada Algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* tanpa *Wind Turbine*

Unit	Total Beban (MW/h)	Emisi (g/MWh)
1	455	10,77713
2	455	10,77713
3	130	3,07918
4	130	3,07918
5	274,6474211726658	6,505298817895763
6	459,9757473148788	10,89498555090022
7	465	11,01399
8	60	1,42116
9	25,00476966567259	0,592262974301121
10	25	0,59215
11	41,02033246327363	0,9716075947250993
12	54,33161685642456	1,286898676861272
13	25,00269043884639	0,5922137257345156
14	15,01742208823798	0,3557026595820048
15	15	0,35529
Total Emisi		62,29417999999999

Tabel 15

Hasil Perhitungan Emisi pada Setiap Pembangkit pada Algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* dengan *Wind Turbine*

Unit	Total Beban (MW/h)	Emisi (g/MWh)
1	455	10,64860135048504
2	455	10,77399187899878
3	130	3,07918
4	130	3,07918
5	235,2920452278005	5,591134002535239
6	459,1111725162649	10,89556
7	465	11,00757297478320
8	60	1,42116
9	25,10093720904376	0,59215
10	25,00346512017433	0,59215
11	30,54355094681311	0,7964164414429051
12	54,88441190914026	1,330053351754845
13	25	0,59215
14	15,06441707076300	0,35529
15	15	0,35529
Total Emisi		61,10987999999998

C. Perbandingan dengan Beberapa Algoritma

Berdasar jurnal yang dijadikan acuan [1], sudah dilakukan beberapa percobaan dengan beberapa algoritma sebagai perbandingannya. Selain itu, akan dibandingkan juga hasil antara algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* yang ada di jurnal dengan algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* yang dilakukan pada Tugas Akhir ini.

Tabel 16

Perbandingan Hasil antar Algoritma 6 Unit Pembangkit IEEE dengan M=100 dan Iterasi=200 [1]

No	Algoritma	Biaya Minimum (\$)
1	GA	15.445,5961
2	DE	15.444,9466
3	ACSA	15.445,3052
4	BCO	15.444,5837
5	AIS	15.446,3283
6	FA	15.445,9448
7	PSO (Jurnal)	15.444,7756
8	PSO (Tugas Akhir)	15.228,99376719151
9	SPSO	15.443,0188
10	CPSO	15.442,9892
11	APSO	15.445,5109
12	HGPSO	15.447,1055
13	HPSOM	15.443,6281
14	HPSOWM	15.442,8205
15	RDPSO (Jurnal)	15.442,7575
16	RDPSO (Tugas Akhir)	15.205,98255844994

Tabel 17

Perbandingan Hasil antar Algoritma 15 Unit Pembangkit IEEE dengan M=100 dan Iterasi=200 [1]

No	Algoritma	Biaya Minimum (\$)
1	GA	32.939,5208
2	DE	32.818,5792
3	ACSA	32.785,6031
4	BCO	32.989,2341
5	AIS	32.895,9173
6	FA	32.901,6610
7	PSO (Jurnal)	32.715,0957
8	PSO (Tugas Akhir)	32.280,35076024132
9	SPSO	32.675,3597
10	CPSO	32.705,5390
11	APSO	32.687,9840
12	HGPSO	32.864,0501
13	HPSOM	32.697,2458
14	HPSOWM	32.696,9585
15	RDPSO (Jurnal)	32.666,1818
16	RDPSO (Tugas Akhir)	32.256,80548993397

V. KESIMPULAN DAN RINGKASAN

Berdasarkan hasil yang telah didapatkan dari proses pengujian dan analisis didapat kesimpulan bahwa penggunaan algoritma *Random Drift Particle Swarm Optimization* dapat menghasilkan biaya yang lebih rendah dibandingkan algoritma *Particle Swarm Optimization*, bahkan beberapa algoritma lainnya. Kemudian, besarnya nilai iterasi mempengaruhi hasil simulasi pada tugas akhir ini. Setiap pembangkit memiliki nilai iterasi minimal tersendiri untuk mencapai nilai konvergen. Untuk data pembangkit ini, pada nilai iterasi ke-400 sudah dapat mencapai nilai konvergen. Dalam pengerjaan Tugas Akhir ini, kekompleks-an dari suatu sistem pembangkit sangat mempengaruhi hasilnya. Pada kasus ini, simulasi yang digunakan lebih bekerja ketika data pembangkit lebih kompleks sehingga hasilnya lebih terlihat ketika dibandingkan dengan algoritma lainnya, seperti *Particle Swarm Optimization*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jun Sun, Vasile Palade, Xiao-Jun Wu, Wei Fang, Zhenyu Wang, "Solving the Power Economic Dispatch Problem with Generator Constraints by Random Drift Particle Swarm Optimization", *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 10, No. 1, February 2014.
- [2] Sulistijono, Primaditya., "Emission and Economic Dispatch of Micro Grid Using Multiobjective Genetic Algorithm Optimization", (2014)
- [3] Eleanor Denny, Mark O'Malley, "Wind Generation, Power System Operation, and Emissions Reduction", *IEEE Transactions on Power System*, Vol. 21, No. 1, February 2006.
- [4] B. H. Chowdhury and S. Rahman, "A review of recent advances in economic dispatch," *IEEE Trans Power Syst.*, vol. 5, no. 4, pp. 1248-1259, Apr. 1990.
- [5] S. Granville, "Optimal reactive dispatch through interior point methods," *IEEE Trans Power Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 136-146, Feb. 1994.
- [6] R. N. Dhar and P. K. Mukherjee, "Reduced-gradient method for economic dispatch," *Proc. Inst. Elec. Eng.*, vol. 120, no. 5, pp. 608-610, May 1973.
- [7] Z. X. Liang and J. D. Glover, "A zoom feature for a dynamic programming solution to economic dispatch including transmission losses," *IEEE Trans Power Syst.*, vol. 7, no. 2, pp. 544-550, Feb. 1992.
- [8] A. Bakirtzis, V. Petridis, and S. Kazarlis, "Genetic algorithm solution to the economic dispatch problem," *Proc. Inst. Elect. Eng.-Gen., Transm. Dist.*, vol. 141, no. 4, pp. 377-382, Jul. 1994.
- [9] Z.-L. Gaing, "Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 18, no. 3, pp. 1187-1195, Aug. 2003.
- [10] M. Vanitha and K. Thanushkodi, "Solution to economic dispatch problem by differential evolution algorithm considering linear equality and inequality constraints," *Int. J. Res. Rev. Elec. Comp. Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 21-27, Mar. 2011.
- [11] Y. M. Park, J. R. Won, and J. B. Park, "A new approach to economic load dispatch based on improved evolutionary programming," *Eng. Intell. Syst. Elect. Eng. Commun.*, vol. 6, no. 2, pp. 103-110, Jun. 1998.
- [12] W. M. Lin, F. S. Cheng, and M. T. Tsay, "An improved Tabu search for economic dispatch with multiple minima," *IEEE Trans. Magn.*, vol. 38, pp. 1037-1040, Mar. 2002.
- [13] K. Y. Lee, A. Sode-Yome, and J. H. Park, "Adaptive Hopfield neural network for economic load dispatch," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, pp. 519-526, May 1998.
- [14] T. Sum-Im, "Economic dispatch by ant colony search algorithm," in *Proc. 2004 IEEE Conf. Cybe. Intell. Syst.*, Dec. 2004, vol. 1, pp. 416-421.
- [15] T. K. Abdul Rahman, Z. M. Yasin, and W. N. W. Abdullah, "Artificial-immune-based for solving economic dispatch in power system," in *Proc. 2004 Nat. Power Energy Conf.*, 2004, pp. 31-35.
- [16] C. Chokpanyasuwan, "Honey bee colony optimization to solve economic dispatch problem with generator constraints," in *Proc. 6th Int. Conf. Electron. Eng./Elect., Comp., Telecom. Inf. Tech.*, May 2009, vol. 1, pp. 200-203.
- [17] X.-S. Yang, S. S. S. Hosseini, and A. H. Gandomi, "Firefly algorithm for solving non-convex economic dispatch problems with valve loading effect," *Appl. Soft Comput.*, vol. 12, pp. 1180-1186, 2012.
- [18] C.-P. Cheng, C.-W. Liu, and C.-C. Liu, "Unit commitment by annealing-genetic algorithm," *Elect. Power & Energy Syst.*, vol. 24, pp. 149-158, 200.