

Optimasi Pembangkitan Ekonomis Berbasis Whale Optimization Algorithm Pada Sistem Multimesin

^{1*}Hidayatul Nurohmah, ²Arya Sula Cakra Buana, ³Rukslin, ⁴Machrus Ali, ⁵Muhammad Ruswandi Djalal

^{1,2,3,4}Program Studi Teknik Elektro, Universitas Darul Ulum, Jombang

⁴Program Studi Teknik Pembangkit Energi, Politeknik Negeri Ujung Pandang, Makassar

¹hidayatul.nurohmah.mt@gmail.com, ²aryasmp@gmail.com, ³rukslin05@gmail.com, machrus7@gmail.com,

⁴wandi@poliupg.ac.id

Article Info

Article history:

Received 17 August 2025

Revised 08 September 2025

Accepted 07 November 2025

Keyword:

Economic Dispatch

Sulbagsel

WOA

Generator

Biaya

ABSTRACT

This study addresses the problem of generation cost optimization for thermal power plants in the Sulbagsel multimachine power system. An advanced swarm intelligence approach, the Whale Optimization Algorithm (WOA), is employed as the primary optimization technique. WOA, inspired by the bubble-net hunting strategy of humpback whales, has emerged as a promising metaheuristic with strong capabilities in exploration and exploitation. The main objective of this study is to minimize thermal generation costs while ensuring effective performance under real system operating conditions. To provide a comparative benchmark, Particle Swarm Optimization (PSO) is also applied to the same problem. Statistical evaluation is conducted to assess convergence behavior, accuracy, and consistency of both methods. The results indicate that WOA demonstrates superior balance between exploration and exploitation, leading to stable convergence and reliable solutions. Under peak daytime load conditions, PSO achieves a cost reduction of 23.02%, whereas the proposed WOA-based method achieves a comparable reduction of 23.78%. Although PSO yields a slightly higher cost saving, WOA demonstrates stronger robustness and statistical reliability across multiple trials. These findings confirm that WOA is a competitive alternative for generation cost optimization in complex multimachine systems, offering significant potential for future applications in economic dispatch problems with larger-scale renewable energy integration.

Copyright © 2025 Jurnal JEETech.

All rights reserved.

Corresponding Author:

Hidayatul Nurohmah,

Email: hidayatul.nurohmah.mt@gmail.com

Abstrak—Penelitian ini membahas masalah optimasi biaya pembangkitan pada pembangkit listrik tenaga termal dalam sistem tenaga multimachine Sulbagsel. Pendekatan swarm intelligence tingkat lanjut, yaitu Whale Optimization Algorithm (WOA), digunakan sebagai teknik optimasi utama. WOA, yang terinspirasi dari strategi perburuan gelembung (bubble-net hunting) paus bungkuk, muncul sebagai metaheuristik yang menjanjikan dengan kemampuan eksplorasi dan eksploitasi yang kuat. Tujuan utama penelitian ini adalah meminimalkan biaya pembangkitan termal sekaligus memastikan kinerja yang efektif pada kondisi operasi sistem nyata. Sebagai tolok ukur perbandingan, Particle Swarm Optimization (PSO) juga diterapkan pada permasalahan yang sama. Evaluasi statistik dilakukan untuk menilai perilaku konvergensi, akurasi, dan konsistensi dari kedua metode. Hasil penelitian menunjukkan bahwa WOA memiliki keseimbangan eksplorasi dan eksploitasi yang lebih baik, menghasilkan konvergensi yang stabil serta solusi yang andal. Pada kondisi beban puncak siang hari, PSO mampu menurunkan biaya sebesar 23,02%, sedangkan metode berbasis WOA mencapai pengurangan yang sebanding yaitu 23,78%. Meskipun PSO menghasilkan

penghematan biaya yang sedikit lebih tinggi, WOA menunjukkan ketahanan (robustness) dan keandalan statistik yang lebih kuat pada berbagai percobaan. Temuan ini menegaskan bahwa WOA merupakan alternatif kompetitif untuk optimasi biaya pembangkitan pada sistem multimachine yang kompleks, serta memiliki potensi signifikan untuk penerapan di masa depan pada permasalahan Economic Dispatch dengan integrasi energi terbarukan skala besar.

1. PENDAHULUAN

Di sebuah fasilitas pembangkit listrik, manajemen yang efisien sangat penting untuk mengendalikan baik beban maupun daya keluaran yang harus disuplai generator ke sistem. Manajemen operasional yang efektif menjadi sangat krusial pada pembangkit listrik tenaga termal, yang menggunakan bahan bakar untuk menggerakkan turbin [1]. Economic Dispatch (ED) mencakup perhitungan tingkat pembangkitan yang diperlukan untuk meminimalkan total biaya produksi listrik sesuai dengan kebutuhan beban [2]. Menemukan solusi optimal untuk ED sangat penting guna memastikan keberlanjutan sistem tenaga listrik. ED berfokus pada upaya meminimalkan biaya penyaluran, menyeimbangkan permintaan dan pasokan, serta mematuhi batasan seperti kapasitas pembangkitan [3, 4].

Beberapa metode awal telah dikembangkan untuk menyelesaikan ED, termasuk teknik iteratif [5], gradient-based [6], dan projection [7]. Metode tradisional mensyaratkan fungsi biaya yang terdiferensiasi secara kontinu dan konveks. Namun, pendekatan tersebut tidak mampu menangani fungsi yang melibatkan ramp rate limits (RRL), prohibited operating zones (POZ), dan valve point loading (VPL), karena batasan-batasan ini menyebabkan fungsi menjadi non-konveks [8]. Keterbatasan ini menegaskan perlunya pengembangan metode cerdas untuk mengatasi permasalahan ED secara lebih efektif.

Dalam dua tahun terakhir, para peneliti telah mengembangkan berbagai teknik swarm intelligence tingkat lanjut untuk menyelesaikan permasalahan ED. Studi [9] mengusulkan strategi menggunakan model peramalan daya dan beban berbasis Salp Swarm Algorithm (SSA). Studi kasus melibatkan skenario uji dengan 40 unit pembangkit termal, sistem penyimpanan energi, serta sistem fotovoltaik (PV). Hasil eksperimen menunjukkan efektivitas kerangka kerja yang diusulkan pada berbagai tingkat penetrasi PV. Pada studi [10], dilakukan pengukuran optimal Distributed Energy Resources (DER) pada sistem mikrogrid terisolasi untuk menurunkan biaya pembangkitan. Metode optimasi yang digunakan adalah Hybrid Modified Grey Wolf Optimizer and Crow Search Algorithm

(MGWOCSA), yang terbukti unggul dalam meminimalkan biaya dan emisi sekaligus membutuhkan waktu komputasi yang relatif singkat. Studi [11] memperkenalkan metode baru berbasis Termite Colony Optimization (TCO) untuk menyelesaikan permasalahan ED pada kasus uji dengan 5, 10, dan 30 unit. TCO terbukti sangat efektif serta memberikan keuntungan dalam menyelesaikan masalah ED skala kecil (5 dan 10 unit) maupun skala menengah (30 unit). Penelitian [12] memperkenalkan metaheuristik terbaru yang disebut Stochastic Shaking Algorithm (SSA) untuk menyelesaikan masalah ED pada kasus uji dengan 13 generator dari berbagai sumber energi. Sementara itu, penelitian [13] mengembangkan teknik baru bernama Cohesive Swarm Intelligence Bat Optimization (CSIBO) untuk mengatasi masalah Economic Load Dispatch (ELD) pada sistem tenaga listrik. Studi ini melibatkan berbagai sumber pembangkitan, termasuk fuel cell, turbin angin, dan sistem PV. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CSIBO mampu memberikan kinerja lebih unggul dibandingkan metode alternatif, dengan hasil terbaik pada masing-masing Renewable Energy Source (RES). Secara keseluruhan, penelitian-penelitian tersebut menegaskan keberhasilan signifikan penerapan metode swarm intelligence dalam menyelesaikan permasalahan ED. Namun demikian, sebagian besar evaluasi masih dilakukan menggunakan kasus uji, sehingga belum sepenuhnya merepresentasikan kondisi nyata di lapangan.

Sistem Sulbagsel beroperasi pada tegangan 150 kV dan mencakup 57 jaringan transmisi yang menghubungkan berbagai pusat beban seperti Makassar, Maros, Pangkep, Barru, dan daerah lainnya. Sistem ini terdiri dari 46 bus serta beberapa pembangkit listrik tenaga termal [14]. Sejumlah penelitian telah mengeksplorasi optimasi ED pada sistem Sulbagsel. Studi [15] mengusulkan penggunaan metode Particle Swarm Optimization (PSO), yang berhasil menurunkan biaya pembangkitan termal sebesar 7,9%. Studi [16] menerapkan algoritma Modified Improved Particle Swarm Optimization (MIPSO), yang mencapai penurunan biaya sebesar 13,73%. Studi [17] menggunakan metode Ant Colony Optimization

(ACO), yang menunjukkan penurunan biaya pembangkitan sebesar 6,62%. Dengan semakin meningkatnya kompleksitas sistem Sulbagsel, diperlukan analisis berkelanjutan untuk mengevaluasi kinerjanya. Hal ini menjadi motivasi bagi penelitian kami dalam mengkaji optimasi ED pembangkitan termal pada sistem Sulbagsel nyata dengan menggunakan data terbaru.

Swarm Intelligence (SI) mempelajari perilaku kolektif dari sistem alami di mana banyak agen bekerja secara bersama-sama. Salah satu teknik SI yang cukup baru adalah Whale Optimization Algorithm (WOA) yang dikembangkan oleh Seyedali Mirjalili dan Andrew Lewis[18]. WOA terinspirasi dari perilaku berburu paus bungkuk (humpback whale), khususnya strategi bubble-net feeding yang digunakan untuk mengurung dan menangkap mangsa. Algoritma ini meniru mekanisme utama berupa encircling prey, bubble-net attacking, dan search for prey. WOA dikenal sebagai metode optimasi yang sederhana, efisien, dan memiliki keseimbangan yang baik antara eksplorasi serta eksploitasi [19, 20], dan telah banyak diterapkan pada berbagai permasalahan optimasi, termasuk di bidang sistem tenaga listrik seperti ED [21, 22].

2. Economic Dispatch

Sistem tenaga listrik terdiri dari beberapa unit pembangkit. Meskipun rugi-rugi transmisi dapat diabaikan dalam distribusi antar generator yang berdekatan, penting untuk disadari bahwa rugi-rugi transmisi sebenarnya tetap terjadi. Jika rugi-rugi ini diabaikan, maka biaya konsumsi bahan bakar dan pembangkitan listrik dapat direpresentasikan dengan Persamaan (1)–(3) [23].

$$F_T = F_a P_a + F_b P_b + F_c P_c \quad (1)$$

$$P_R = P_r \quad (2)$$

$$P_T = P_a + P_b + P_c \quad (3)$$

F_T merepresentasikan konsumsi bahan bakar (Rp/hr), P_T adalah total daya keluaran generator (MW), dan P_R adalah sistem beban (MW).

Karakteristik

Karakteristik input-output dari pembangkit termal menunjukkan bahwa biaya bahan bakar meningkat seiring dengan kenaikan daya keluaran. Karakteristik tersebut direpresentasikan oleh Persamaan (4).

$$H_n = \alpha_n + \beta_n P_n + \gamma_n P_n^2 \quad (4)$$

H_n adalah input bahan bakar generator (L/hr) dan P_n adalah daya keluaran generator (MW). α_n , β_n , dan γ_n merupakan konstanta input-output untuk unit generator ke- n . Untuk menentukan nilai α_n , β_n , γ_n , diperlukan parameter biaya bahan bakar serta data

daya keluaran dari generator tertentu. Data tersebut kemudian dianalisis menggunakan metode regresi kuadrat terkecil guna memperoleh fungsi spesifik berdasarkan data hasil pengamatan.

Optimal Economic Dispatch

Solusi ED mempertimbangkan kapasitas dari setiap generator. Operasi optimal harus memperhatikan baik equality constraint maupun inequality constraint [24], [25]. Kendala kesetaraan memastikan bahwa total daya yang dibangkitkan oleh seluruh generator memenuhi kebutuhan beban ditambah rugi-rugi transmisi, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (5). Koefisien rugi-rugi dapat dianggap konstan meskipun terjadi variasi pada daya keluaran masing-masing generator dalam sistem [26].

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_R + P_L \quad (5)$$

P_i adalah daya output generator (MW), P_R total beban (MW), dan P_L adalah rugi transmisi (MW).

Inequality constraint memastikan bahwa daya keluaran generator tetap berada dalam batas yang ditentukan, artinya tidak lebih kecil dari daya minimum yang diizinkan dan tidak melebihi daya maksimum yang diizinkan. Hal ini direpresentasikan pada Persamaan (6) dan (7).

$$P_{i \min} \leq P_i \leq P_{i \max} \quad (6)$$

$$P_L = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^N B_{i0} P_i + B_{00} \quad (7)$$

B_{ij} merepresentasikan koefisien rugi-rugi, sedangkan, B_{i0} dan B_{00} merupakan konstanta yang berhubungan dengan rugi-rugi. Koefisien rugi-rugi diasumsikan konstan terhadap perubahan daya keluaran.

3. METODE PENELITIAN

Bagian ini menguraikan formulasi metode yang diusulkan serta fungsi objektif yang digunakan.

A. Whale Optimization Algorithm (WOA)

Pada bagian ini dijelaskan secara rinci model matematis dari WOA.

Inspirasi

Metode berburu paus bungkuk yang dikenal dengan *bubble-net feeding* digunakan sebagai inspirasi dalam pembuatan algoritma ini. Metode ini menekankan pada kecerdasan dan kerja sama paus bungkuk. Paus bungkuk berburu dalam kelompok (ukuran kelompok dapat mencapai belasan ekor), di mana paus terbesar sebagai pemimpin menemukan gerombolan ikan yang akan diburu. Kelompok tersebut kemudian menyelam ke dalam air, dan paus

pemimpin yang berperan sebagai pembuat gelembung menghasilkan gelembung besar berbentuk spiral ke arah permukaan air. Gelembung spiral ini (berbentuk angka "9") menghalangi ikan untuk berenang keluar sehingga ikan-ikan tersebut terperangkap di dalam spiral gelembung. Selanjutnya, kelompok paus muncul ke permukaan air dengan mulut terbuka ke arah gelembung spiral, bergerak secara sinkron, dan memburu semua ikan yang terperangkap di dalamnya. Semua paus membentuk posisi yang sama persis dengan pemimpin saat melakukan perburuan. *Bubble-net feeding* merupakan perilaku unik yang hanya dapat diamati pada paus bungkuk. Dalam penelitian ini, manuver *spiral bubble-net feeding* dimodelkan secara matematis untuk melakukan optimasi.

Mengepung Mangsa

Paus bungkuk dapat mengenali lokasi mangsa dan mengepungnya. Karena posisi desain optimal dalam ruang pencarian tidak diketahui sebelumnya, algoritma WOA mengasumsikan bahwa kandidat solusi terbaik saat ini adalah mangsa target atau berada dekat dengan optimum. Setelah agen pencarian terbaik ditentukan, agen pencarian lainnya akan mencoba memperbarui posisinya menuju agen pencarian terbaik. Perilaku ini direpresentasikan dengan persamaan berikut.

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot (t) - \vec{X}^*(t)| \quad (8)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (9)$$

Dengan:

t menunjukkan iterasi saat ini

A dan C adalah vektor koefisien

X^* adalah vektor posisi dari solusi terbaik

X adalah vektor posisi, $||$ adalah nilai absolut

X^* harus diperbarui pada setiap iterasi jika ditemukan solusi yang lebih baik.

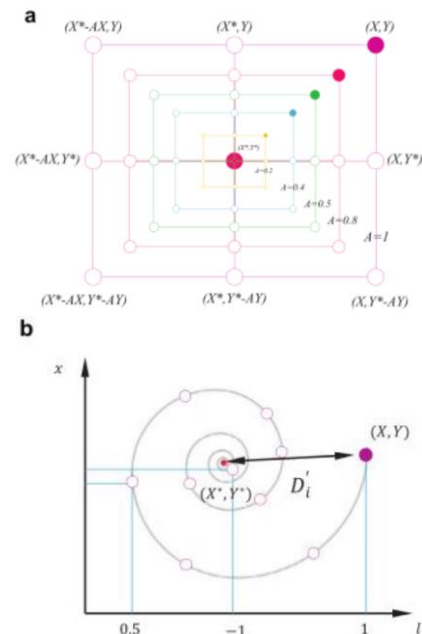
Vektor A dan C dihitung sebagai berikut:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (10)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (11)$$

Di mana $\vec{a}$ berkurang secara linear dari 2 menjadi 0 sepanjang iterasi (baik pada fase eksplorasi maupun eksploitasi), dan r adalah vektor acak dalam rentang $[0,1]$. Gambar 1(a) menggambarkan dasar dari Persamaan (12) untuk masalah 2D. Posisi (X,Y) dari sebuah agen pencarian dapat diperbarui sesuai dengan posisi catatan terbaik saat ini (X^*,Y^*) . Posisi yang berbeda di sekitar agen terbaik dapat dicapai dengan menyesuaikan nilai vektor A dan C . Posisi

pembaruan yang mungkin dari sebuah agen pencarian dalam ruang 3D juga ditunjukkan pada Gambar 1(b).



Gambar 1. Mekanisme pencarian *bubble-net* yang diterapkan dalam WOA (X^* adalah solusi terbaik yang diperoleh sejauh ini):

(a) mekanisme pengepungan yang menyempit dan (b) pembaruan posisi spiral

Perlu dicatat bahwa dengan mendefinisikan vektor acak (r), dimungkinkan untuk mencapai posisi manapun dalam ruang pencarian yang terletak di antara titik-titik kunci yang ditunjukkan pada Gambar 2. Oleh karena itu, Persamaan (12) memungkinkan setiap agen pencarian untuk memperbarui posisinya seputar solusi terbaik saat ini dan mensimulasikan perilaku mengepung mangsa. Konsep yang sama dapat diperluas ke ruang pencarian berdimensi n , di mana agen pencarian akan bergerak dalam *hyper-cubes* di sekitar solusi terbaik yang diperoleh sejauh ini. Seperti yang disebutkan pada bagian sebelumnya, paus bungkuk juga menyerang mangsa menggunakan strategi *bubble-net*. Metode ini diformulasikan secara matematis pada bagian berikutnya.

Metode serangan *bubble-net* (fase eksploitasi)

Untuk memodelkan secara matematis perilaku *bubble-net* paus bungkuk, dua pendekatan dirancang sebagai berikut:

Mekanisme pengepungan yang menyempit (Shrinking Encircling Mechanism):

Perilaku ini dicapai dengan mengurangi nilai a pada Persamaan (10). Perlu dicatat bahwa rentang

fluktuasi A juga berkurang seiring dengan penurunan a . Dengan kata lain, A adalah nilai acak dalam interval $[-a, a]$, di mana a berkurang dari 2 menjadi 0 selama iterasi. Dengan menetapkan nilai acak untuk A dalam $[-1, 1]$, posisi baru sebuah agen pencarian dapat didefinisikan di mana saja antara posisi awal agen tersebut dan posisi agen terbaik saat ini. Gambar 1(a) menunjukkan kemungkinan posisi dari (X, Y) menuju (X^*, Y^*) yang dapat dicapai ketika $0 \leq A \leq 1$ dalam ruang 2D.

Pembaharuan posisi spiral (Spiral Updating Position):

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1(b), pendekatan ini pertama-tama menghitung jarak antara paus yang berada pada posisi (X, Y) dan mangsa pada posisi (X^*, Y^*) . Selanjutnya dibuat persamaan spiral antara posisi paus dan mangsa untuk meniru gerakan berbentuk heliks dari paus bungkuk, sebagaimana diformulasikan sebagai berikut:

$$\vec{X}(t) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (12)$$

Di mana $\vec{D}'$ menunjukkan jarak paus ke- i terhadap mangsa (solusi terbaik yang diperoleh sejauh ini), b adalah konstanta untuk menentukan bentuk spiral logaritmik, l adalah bilangan acak dalam $[-1, 1]$, dan $\cdot$ adalah perkalian elemen demi elemen. Paus bungkuk berenang mengelilingi mangsa di dalam lingkaran yang menyempit sekaligus mengikuti jalur berbentuk spiral.

Untuk memodelkan perilaku simultan ini, diasumsikan terdapat probabilitas 50% untuk memilih antara mekanisme pengepungan yang menyempit atau model spiral dalam memperbarui posisi paus selama proses optimasi. Model matematisnya adalah sebagai berikut:

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} & \text{if } p < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & \text{if } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (13)$$

Di mana p adalah bilangan acak dalam $[0, 1]$. Selain metode *bubble-net*, paus bungkuk juga mencari mangsa secara acak. Model matematis dari pencarian ini dijelaskan pada bagian berikutnya.

Pencarian Mangsa (fase eksplorasi)

Pendekatan yang sama, berdasarkan variasi vektor A , dapat digunakan untuk mencari mangsa (*exploration*). Paus bungkuk memang mencari secara acak berdasarkan posisi satu sama lain. Oleh karena itu, kita menggunakan A dengan nilai acak lebih besar dari 1 atau kurang dari -1 untuk memaksa agen pencarian bergerak jauh dari paus referensi. Berbeda dengan fase eksploitasi, posisi agen pencarian pada fase eksplorasi diperbarui berdasarkan agen pencarian yang dipilih secara

acak, bukan agen pencarian terbaik yang ditemukan sejauh ini. Mekanisme ini, bersama dengan kondisi $|A| > 1$, menekankan eksplorasi dan memungkinkan algoritma WOA melakukan pencarian global.

Model matematisnya adalah sebagai berikut:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X}| \quad (14)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (15)$$

B. Objective Function

Dalam penelitian ini, permasalahan ED pada sistem kelistrikan Sulbagsel diselesaikan menggunakan berbagai metode swarm intelligence, termasuk PSO dan metode yang diusulkan yaitu WOA. Tujuannya adalah mengoptimalkan konfigurasi pembangkit termal untuk menemukan kombinasi pembangkitan yang paling hemat biaya, sebagaimana ditentukan pada Persamaan (16). Proses dimulai dengan menghitung karakteristik input-output dari generator [27].

$$C_t = \sum_{i=1}^{n_g} \alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2 \quad (16)$$

Untuk memastikan kinerja generator yang stabil, operasi setiap generator harus tetap berada dalam batas kapasitasnya [28]. Dengan demikian, produksi daya generator dibatasi oleh kendala kesetaraan (equality constraint) sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (17). Selain itu, generator juga harus mematuhi batasan yang ditetapkan oleh kendala ketidaksetaraan (inequality constraint) sebagaimana diuraikan pada Persamaan (18) [29].

$$\sum_{i=1}^{n_g} P_i = P_D \quad (17)$$

$$P_{i_{min}} \leq P_i \leq P_{i_{max}} \quad (18)$$

Karakteristik Input-Output & Cost Function

Proses komputasi dimulai dengan menentukan karakteristik input-output dari pembangkit termal. Selanjutnya, persamaan biaya bahan bakar diturunkan dengan mengalikan persamaan input-output dengan harga bahan bakar. Hasil perhitungan, termasuk karakteristik input-output dan fungsi biaya untuk setiap pembangkit termal pada sistem kelistrikan Sulbagsel, disajikan pada Tabel 1 [17]. Persamaan biaya bahan bakar untuk masing-masing generator diperoleh dengan menerapkan harga bahan bakar pada persamaan input-outputnya.

Table 1. Fungsi biaya pembangkit listrik tenaga termal.

No	Unit	Input-Output Equation (L/Hr)
1	PLTD Suppa	$42642000 + 3679160P + 8240P^2$
2	PLTD Agrekko/T.Lama	$15902685 + 3296000P + 56437.82P^2$
3	PLTU Jenepono	$57795360 + 5182960P - 2467.056P^2$
4	PLTU PNGYA	$11494800 + 3594700P + 28325P^2$

5	PLTU BSW	$68319900 + 444960P + 233671.98P^2$
6	PLTD Bantaeng	$12723075 + 9831350P - 85834.02P^2$
7	PLTGU Sengkang	$14708400 + 11688440P - 67858.46P^2$
8	PLTD Palopo	$2132100 + 2315440P + 1030000P^2$
9	PLTU Mamuju	$12967185 + 3631780P + 98987.12P^2$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas penerapan metode WOA untuk mengoptimalkan biaya pembangkitan termal pada sistem Sulbagsel. Studi kasus yang berfokus pada beban puncak siang hari di sistem Sulbagsel digunakan untuk menguji efektivitas metode WOA.

A. Analisis Benchmarking

Sebelum menerapkan metode WOA untuk optimasi, dilakukan analisis pembandingan menggunakan metode PSO. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan eksplorasi dan eksploitasi dari masing-masing metode. Parameter algoritma ditunjukkan pada Tabel 2. Dua fungsi uji benchmark, yang terdiri dari tipe unimodal dan multimodal, dirangkum pada Tabel 3. Fungsi benchmark unimodal digunakan untuk mengevaluasi kemampuan eksploitasi algoritma, sedangkan fungsi benchmark multimodal digunakan untuk menilai kemampuan eksplorasinya. Evaluasi gabungan ini memberikan penilaian yang komprehensif terhadap kinerja algoritma pada berbagai tantangan optimasi. Selain itu, fungsi benchmark multimodal dengan dimensi tetap secara khusus menguji efektivitas algoritma dalam menangani masalah optimasi berdimensi rendah.

WOA dijalankan sebanyak 30 kali percobaan independen, dan hasil yang diperoleh termasuk nilai terbaik serta standar deviasi ditunjukkan pada Tabel 4. Hasil statistik tersebut menegaskan adanya perbedaan yang signifikan, ketahanan, serta akurasi dari algoritma yang diusulkan. Berdasarkan temuan ini, dapat disimpulkan bahwa WOA secara konsisten melampaui PSO, dengan menunjukkan kinerja eksplorasi dan eksploitasi yang lebih unggul, serta peningkatan konsistensi dan akurasi solusi.

Proses pencarian solusi optimal menggunakan algoritma digambarkan melalui kurva konvergensi, yang melacak perkembangan solusi terbaik pada setiap iterasi. Gambar 1 menunjukkan kurva konvergensi rata-rata yang telah dinormalisasi dari algoritma yang dievaluasi selama 30 kali percobaan, baik untuk fungsi benchmark unimodal maupun multimodal. Kurva ini memberikan wawasan mengenai kinerja dan efektivitas masing-masing algoritma dalam mencapai solusi optimal. Terlihat bahwa WOA menunjukkan kurva konvergensi yang lebih unggul dibandingkan dengan PSO, dengan konvergensi yang lebih cepat menuju solusi optimal

serta kemampuan yang lebih baik dalam menghindari jebakan optimum lokal. Hasil ini menegaskan keunggulan pendekatan berbasis WOA dalam menyelesaikan permasalahan optimasi, khususnya dalam konteks ED.

Table 2. Parameter algoritma.

Algorithm	Parameter	Value
PSO	Particles	30
	The quantity of variables	8
	C_1, C_2 Constants	2
	W Moment Inertia	0.9
WOA	Number of search agents	30
	Number of variables	15
	Max iteration	100

Table 3. Fungsi uji benchmark

Name	Test Function	Range	f_m
Unimodal Functions			
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	(-100, 100)	0
Multimodal Functions			
Rastrigin	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	-5.12, 5.12	0

Table 4. Hasil uji statistik algoritma

Func.	Statistical Parameter	Algorithm	
		PSO	WOA
f_1	Best	4.13E-05	2.45E-15
	Std.	8.01E+02	9.94E+03
f_4	Best	1.06E+00	1.35E+00
	Std.	4.56E+00	1.26E+02
	Std.	1.61E+07	1.41E+08

B. Optimasi Economic Dispatch

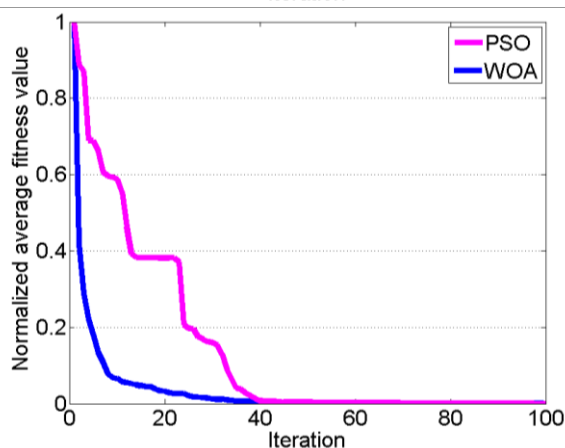
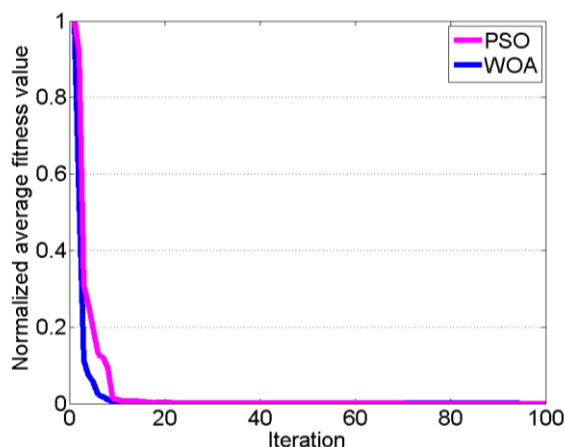
Beban puncak sistem Sulbagsel pada siang hari adalah sebesar 774,8 MW. Sebelum dilakukan optimasi biaya pembangkitan, biaya aktual pembangkitan termal untuk sistem Sulbagsel dihitung sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 6. Total biaya pembangkitan aktual adalah sebesar Rp. 687.967.542,42 per jam, dengan permintaan daya pada pembangkit termal mencapai 704,7 MW serta rugi-rugi daya sebesar 55,93 MW pada kondisi kontingensi N-1 untuk saluran tengah SIDRAP-MAROS.

Hasil perhitungan ditunjukkan pada Gambar 2, yang menggambarkan konvergensi biaya pembangkitan selama 100 iterasi. Gambar 3 memperlihatkan hasil optimasi biaya pembangkitan menggunakan berbagai metode, termasuk PSO dan WOA. Metode PSO mencapai konvergensi pada iterasi ke-46 dengan biaya pembangkitan sebesar Rp. 529.597.560,64 per jam, atau terjadi pengurangan sebesar 23,02%. Sementara, metode yang diusulkan WOA mencapai konvergensi pada iterasi ke-43 dengan biaya pembangkitan sebesar Rp. 524.351.561,00 per jam, atau terjadi

pengurangan sebesar 23,78%. Total permintaan daya pada pembangkit termal menggunakan PSO adalah 657,099 MW, mencerminkan penurunan

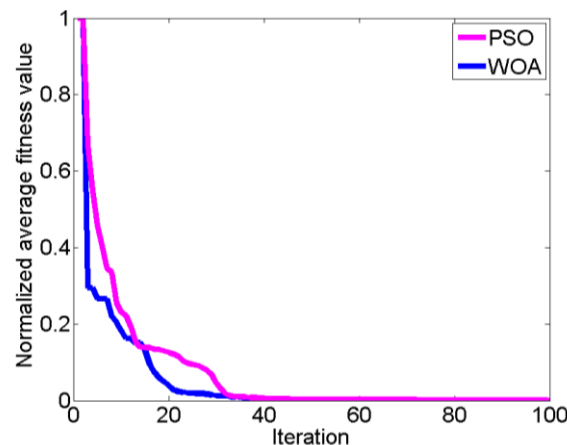
sebesar 6,3545%, sedangkan metode WOA menunjukkan penurunan sebesar 6,7547%.

Awalnya, rugi-rugi riil sebesar 55,93 MW, namun setelah optimasi terjadi penurunan. Dengan metode PSO, rugi-rugi turun menjadi 54,420 MW atau berkurang 2,69%. Metode WOA menurunkan rugi-rugi menjadi 53,533 MW atau berkurang 4,28%.



Gambar 1. Perbandingan kurva konvergensi algoritma pada fungsi benchmark unimodal dan multimodal.

Gambar 3 menyajikan perbandingan visual optimasi biaya pembangkitan pada setiap pembangkit listrik termal saat beban puncak siang hari. Untuk pembangkit non-termal, kontribusi daya adalah sebagai berikut: Bakaru 123,138 MW, Pinrang 1 MW, Borongloe/Bili-Bili 12,1 MW, Sinjai 2 MW, WPP Sidrap 34,3 MW, dan Makale 1 MW. *Economic dispatch* mencapai aliran daya optimal, sebagaimana dibuktikan dengan berkurangnya rugi-rugi saluran setelah optimasi.



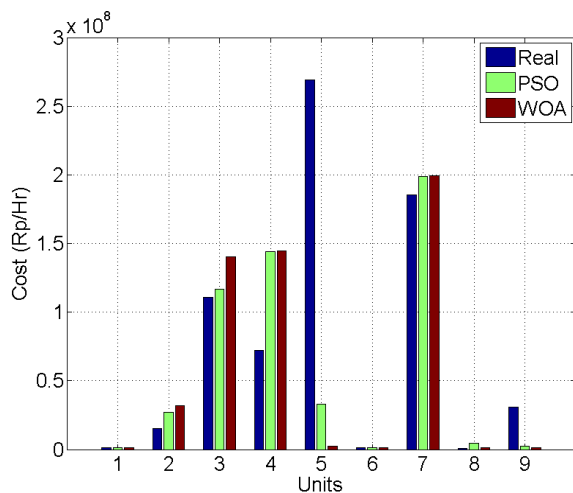
Gambar 2. Grafik convergence

Gambar 3 menyajikan perbandingan visual optimasi biaya pembangkitan pada setiap pembangkit listrik termal saat beban puncak siang hari. Untuk pembangkit non-termal, kontribusi daya adalah sebagai berikut: Bakaru 123,138 MW, Pinrang 1 MW, Borongloe/Bili-Bili 12,1 MW, Sinjai 2 MW, WPP Sidrap 34,3 MW, dan Makale 1 MW. *Economic dispatch* mencapai aliran daya optimal, sebagaimana dibuktikan dengan berkurangnya rugi-rugi saluran setelah optimasi. Awalnya, rugi-rugi riil sebesar 55,93 MW, namun setelah optimasi terjadi penurunan. Dengan metode PSO, rugi-rugi turun menjadi 54,420 MW atau berkurang 2,69%. Metode WOA menurunkan rugi-rugi menjadi 53,533 MW atau berkurang 4,28%.

Table 5. Perbandingan hasil optimasi biaya pembangkitan

No Bus	Real		PSO		WOA	
	P (MW)	Cost (Rp/hr)	P (MW)	Cost (Rp/hr)	P (MW)	Cost (Rp/hr)
3	1	1.196.899,55	1.040461	1.259.221,23	1	1.196.899,55
4	28.4	15.502.957,31	44.25799	27.232.573,28	50	32.179.723,50
6	156.1	110.619.564,35	164.8724	116.551.834,25	200	140.118.609,20
7	90.3	72.424.871,29	199.9818	144.356.928,45	200	144.367.551,33
8	202.4	269.373.905,44	36.46708	32.779.033,14	1	2.563.783,52
9	1	1.511.782,50	1.037698	1.525.551,56	1	1.511.782,50
12	184.1	185.329.742,27	199.7522	199.030.069,00	200	199.244.375,00
13	1	1.052.042	9.328929	4.403.119,12	3.09899	1.559.834,70

15	40.4	30.955.777,71	3.180996	2.459.230,61	1	1.609.001,70
Total	704.7	687.967.542,42	659.9195	529.597.560,64	657.099	524.351.561,00
%			6.3545	23.02	6.7547	23.78



Gambar 3. Perbandingan biaya pembangkitan

5. KESIMPULAN

Makalah ini memperkenalkan sebuah teknik baru dalam Swarm Intelligence, yaitu Whale Optimization Algorithm (WOA) yang terinspirasi dari strategi perburuan gelembung (bubble-net hunting) paus bungkuk, dengan tujuan untuk meminimalkan biaya pembangkitan. Untuk mengevaluasi kinerja WOA, digunakan dua fungsi benchmark yang berfokus pada aspek eksplorasi, eksploitasi, kemampuan menghindari local optima, serta konvergensi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa WOA sangat kompetitif dibandingkan dengan metode swarm intelligence lainnya seperti Particle Swarm Optimization (PSO). Secara khusus, WOA menunjukkan keunggulan dalam kemampuan eksploitasi pada fungsi unimodal dan kemampuan eksplorasi pada fungsi multimodal, yang menegaskan ketangguhannya dalam menyelesaikan permasalahan optimasi yang kompleks.

Kinerja WOA dalam mengoptimalkan Economic Dispatch (ED) pada sistem kelistrikan Sulbagsel menunjukkan hasil yang menjanjikan untuk beban puncak siang hari. Hasil optimasi biaya pembangkitan termal menunjukkan bahwa metode PSO mampu memberikan pengurangan biaya sebesar 23,02%, sedangkan metode WOA menghasilkan pengurangan sebesar 23,78%. Dari sisi rugi-rugi daya, metode PSO menghasilkan pengurangan sebesar 4,28%, sedangkan metode WOA sebesar 2,69%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. N. Hasanah, I. Robandi, H. L. Guntur, M. R. Djalal, M. A. Prakasa, and W. Himawari, "Optimal Economic Dispatch Using Mayfly Optimization Algorithm in Sulbagsel Electricity System with Integrated Renewable Energy Sources," *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, vol. 18, no. 1, 2025.
- [2] E. Nooraini, M. A. Prakasa, M. R. Djalal, R. S. Wibowo, and I. Robandi, "Mixed-Integer Linear Programming for Optimal Operation of Integrated Electricity and Natural Gas System Considering Take or Pay Agreements," *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, pp. 32-47, 2025.
- [3] F. Marzbani and A. Abdelfatah, "Economic Dispatch Optimization Strategies and Problem Formulation: A Comprehensive Review," *Energies*, vol. 17, no. 3, p. 550, 2024, doi: 10.3390/en17030550.
- [4] R. N. Hasanah *et al.*, "A Novel Horse Herd Optimization Algorithm for Optimal Economic Dispatch in Sulbagsel Electricity System," *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, vol. 17, no. 6, 2024.
- [5] R. R. N. Ikhsan, J. Raharjo, and B. Rahmat, "Vectorized Lambda Iteration Method for Swift Economic Dispatch Analysis," 2024, doi: 10.5109/7172306.
- [6] D. Devia, G. Correa, and D. Narvaez, "Application of the gradient method in the economic dispatch," *Contemporary Engineering Sciences*, vol. 11, pp. 4761-4768, 01/01 2018, doi: 10.12988/ces.2018.89513.
- [7] Y. Elsheakh, N. Yang, H. Duan, Z. Ma, and B. Zhang, "Decentralized economic dispatch in power systems via gradient projection method," in *2017 36th Chinese Control Conference (CCC)*, 26-28 July 2017 2017, pp. 10714-10719, doi: 10.23919/ChiCC.2017.8029063.
- [8] K. Sharma, H. M. Dubey, and M. Pandit, "Teaching-learning-based optimization for static and dynamic load dispatch," in *Nature Inspired Optimization for Electrical Power System*: Springer, 2020, pp. 1-12.
- [9] K. Mahmoud, M. Abdel-Nasser, E. Mustafa, and Z. M. Ali, "Improved Salp-Swarm Optimizer and Accurate Forecasting Model

- for Dynamic Economic Dispatch in Sustainable Power Systems," *Sustainability*, vol. 12, no. 2, p. 576, 2020. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/2/576>.
- [10] B. Dey and P. Das, "Dynamic economic dispatch of microgrid system using hybrid intelligence techniques," in *2019 International Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering (UPCON)*, 8-10 Nov. 2019 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/UPCON47278.2019.8980273.
- [11] D. Santra, A. Mukherjee, K. Sarker, and S. Mondal, "Dynamic economic dispatch using hybrid metaheuristics," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 7, no. 1, p. 3, 2020/02/10 2020, doi: 10.1186/s43067-020-0011-2.
- [12] P. D. Kusuma and A. L. Prasasti, "Stochastic Shaking Algorithm: A New Swarm-Based Metaheuristic and Its Implementation in Economic Load Dispatch Problem," *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, vol. 17, no. 3, 2024, doi: 10.22266/ijies2024.0630.23.
- [13] P. V. Kumar, C. S, C. A, R. P. Pramila, G. Anitha, and N. H, "A Novel Cohesive Swarm Intelligence Bat Optimization (CSIBO) Algorithm for Handling an Economic Load Dispatch Problems in Energy Systems," in *2024 2nd International Conference on Disruptive Technologies (ICDT)*, 15-16 March 2024 2024, pp. 1335-1342, doi: 10.1109/ICDT61202.2024.10489067.
- [14] M. Saini, M. R. Djalal, and A. Yunus, "Design of a Robust PID-PSS & FACTS Using Craziness Particle Swarm Optimization in Sulselrabar System," *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, vol. 17, no. 4, 2024.
- [15] M. Marhatang and M. R. Djalal, "Optimal economic dispatch using particle swarm optimization in Sulselrabar system," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 11, no. 1, pp. 221-228, 2022, doi: 10.11591/ijai.v11.i1.pp221-228.
- [16] S. Humena, S. Manjang, and I. Gunadin, "Optimization economic power generation using modified improved PSO algorithm methods," vol. 93, pp. 522-530, 11/30 2016.
- [17] Tasrif, Suyono, Hadi, Hasanah, and R. Nur, "Economic Dispatch in 150 KV Sulselrabar Electrical System Using Ant Colony Optimization," *IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering (IOSR-JEEE)*, vol. 13, no. 3, pp. 28-35, 2018, doi: 10.9790/1676-1303022835.
- [18] S. Mirjalili and A. Lewis, "The Whale Optimization Algorithm," *Advances in Engineering Software*, vol. 95, pp. 51-67, 2016/05/01/ 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>.
- [19] A. Brodzicki, M. Piekarski, and J. Jaworek-Korjakowska, "The Whale Optimization Algorithm Approach for Deep Neural Networks," *Sensors*, vol. 21, no. 23, p. 8003, 2021. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/23/8003>.
- [20] B. D. Shivahare, M. Singh, A. Gupta, S. Ranjan, D. Pareta, and B. M. Sahu, "Survey Paper: Whale optimization algorithm and its variant applications," in *2021 International Conference on Innovative Practices in Technology and Management (ICIPTM)*, 17-19 Feb. 2021 2021, pp. 77-82, doi: 10.1109/ICIPTM52218.2021.9388344.
- [21] F. A. Mohamed, M. A. Nasser, K. Mahmoud, and S. Kamel, "Accurate economic dispatch solution using hybrid whale-wolf optimization method," in *2017 Nineteenth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON)*, 19-21 Dec. 2017 2017, pp. 922-927, doi: 10.1109/MEPCON.2017.8301290.
- [22] L. Yin, Y. Ye, X. Xiong, J. Chai, H. Cui, and H. Li, "Low Carbon Economic Dispatch of Power System Based on Multi-Region Distributed Multi-Gradient Whale Optimization Algorithm," *Energies*, vol. 18, no. 15, p. 4143, 2025. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/15/4143>.
- [23] C. Chen, D. Zou, and C. Li, "Improved Jaya Algorithm for Economic Dispatch Considering Valve-Point Effect and Multi-Fuel Options," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 84981-84995, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2992616.
- [24] P. Arumugam and A. Rajendran, "Global Optimization Algorithm to Solve Economic Load Dispatch Problem Considering Equality and Inequality Constraints," in *Innovations in Electrical and Electronics Engineering: Proceedings of the 4th ICIEEE*

-
- 2019, 2020: Springer, pp. 381-393, doi: 10.1007/978-981-15-2256-7_37.
- [25] X.-l. Chen, P.-h. Wang, Q. Wang, and Y.-h. Dong, "A Two-Stage strategy to handle equality constraints in ABC-based power economic dispatch problems," *Soft Computing*, vol. 23, pp. 6679-6696, 2019, doi: 10.1007/s00500-018-03723-4.
- [26] M. Ellahi and G. Abbas, "A Hybrid Metaheuristic Approach for the Solution of Renewables-Incorporated Economic Dispatch Problems," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 127608-127621, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3008570.
- [27] B. Chen, Q. Guo, Y. Chen, and H. Sun, "An economic dispatch model for combined heat and power systems considering the characteristics of heat recovery steam generators," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 118, p. 105775, 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105775.
- [28] N. M. Azkiya, A. G. Abdullah, and H. Hasbullah, "Economic dispatch and operating cost optimization for thermal power in 500 KV system using genetic algorithm (GA)," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 434, p. 012013, 2018/12/04 2018, doi: 10.1088/1757-899x/434/1/012013.
- [29] B. Huang, C. Zheng, Q. Sun, and R. Hu, "Optimal Economic Dispatch for Integrated Power and Heating Systems Considering Transmission Losses," vol. 12, no. 13, p. 2502, 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/13/2502>.
-