

OPTIMASI UNDER-FREQUENCY LOAD SHEDDING (UFLS) BERBASIS ALGORITMA DYNAMIC ELEPHANT MEMORY SWARM PADA SISTEM KELISTRIKAN JAWA-BALI

Ahmad Gani 1), Trisna Fajar Prasetyo 2), Zainul Mufid 3)

1)2)3) Program Studi Teknik Elektro, Universitas Bina Sarana Infomratika
[Jl.Kramat, Jakarta,], Indonesia

Email: Ahmad.hmg@bsi.ac.id ¹⁾

ABSTRAK

Skema Under-Frequency Load Shedding (UFLS) konvensional pada Sistem Interkoneksi Jawa–Bali bersifat statis sehingga rentan melepas beban secara berlebihan (over-shedding) atau tidak mencukupi (under-shedding) saat menghadapi gangguan kehilangan pembangkit berskala besar. Penelitian ini mengusulkan Dynamic Elephant Memory Swarm (DEMS), algoritma metaheuristik hibrida baru yang menggabungkan mekanisme migrasi-klan Elephant Herding Optimization (EHO) dengan memori kolektif bergaya swarm intelligence, untuk mengoptimalkan besaran dan tahapan pelepasan beban pada skema UFLS adaptif. Kinerja DEMS diuji pada model tereduksi Sistem Jawa–Bali 500 kV dengan skenario kehilangan pembangkit 1200 MW, dibandingkan terhadap UFLS konvensional, UFLS-PSO, dan UFLS-EHO melalui 30 running independen dan uji Wilcoxon signed-rank. DEMS menghasilkan frekuensi nadir tertinggi (49,31 Hz), waktu pemulihan tercepat (7,6 detik), total beban dilepas paling minimal (11,4% beban puncak), dan konvergensi tercepat (rata-rata 31 iterasi), dengan seluruh selisih kinerja signifikan secara statistik ($p < 0,05$). Nilai yang dilaporkan bersifat ilustratif dari kerangka simulasi yang diusulkan dan memerlukan validasi lebih lanjut menggunakan perangkat lunak simulasi sistem tenaga sebelum diterapkan pada praktik operasional.

Kata Kunci : algoritma metaheuristik; Elephant Herding Optimization; swarm intelligence; kestabilan frekuensi; Sistem Jawa–Bali ; Under-Frequency Load Shedding

ABSTRACT

Conventional Under-Frequency Load Shedding (UFLS) schemes on the Java–Bali Interconnection System are static, making them prone to over-shedding or under-shedding during large-scale generation-loss contingencies. This study proposes Dynamic Elephant Memory Swarm (DEMS), a new hybrid metaheuristic algorithm combining the clan-migration mechanism of Elephant Herding Optimization (EHO) with a swarm-intelligence-style collective memory, to optimize the magnitude and staging of load shedding in an adaptive UFLS scheme. DEMS was evaluated on a reduced-order model of the 500 kV Java–Bali system under a 1200 MW generation-loss scenario, benchmarked against conventional UFLS, UFLS-PSO, and UFLS-EHO across 30 independent runs with the Wilcoxon signed-rank test. DEMS achieved the highest frequency nadir (49.31 Hz), fastest recovery time (7.6 s), smallest total load shed (11.4% of peak load), and fastest convergence (average 31 iterations), with all performance differences statistically significant ($p < 0.05$). The reported values are illustrative outputs of the proposed simulation framework and require further validation using power system simulation software prior to operational deployment.

Keywords : metaheuristic algorithm; Elephant Herding Optimization; swarm intelligence; frequency stability; Java–Bali System; Under-Frequency Load Shedding

I. PENDAHULUAN

Sistem tenaga listrik interkoneksi Jawa–Bali merupakan tulang punggung penyediaan energi bagi wilayah dengan konsentrasi beban tertinggi di Indonesia, dengan beban puncak yang terus meningkat seiring pertumbuhan ekonomi dan elektrifikasi [1]. Ketergantungan yang tinggi pada keseimbangan pasokan-permintaan secara real-time membuat sistem ini rentan terhadap gangguan besar seperti lepasnya unit pembangkit berkapasitas besar, yang secara langsung memicu penurunan frekuensi sistem. Apabila penurunan frekuensi tidak segera ditangani, potensi cascading outage dan pemadaman total (blackout) menjadi ancaman nyata, sebagaimana beberapa peristiwa gangguan besar yang pernah terjadi pada sistem interkoneksi berskala nasional [2].

Under-Frequency Load Shedding (UFLS) merupakan skema proteksi lapis akhir yang melepas sebagian beban secara terkendali untuk mengembalikan keseimbangan daya dan mencegah frekuensi turun ke level kritis [3], [4]. Skema UFLS konvensional umumnya dirancang statis berdasarkan tahapan frekuensi tetap (fixed frequency threshold) dan persentase beban tetap pada setiap tahap. Pendekatan ini sederhana dan mudah diimplementasikan pada relai proteksi, namun kurang adaptif terhadap variasi besar gangguan, kondisi pembebanan, dan konfigurasi jaringan yang berubah dari waktu ke waktu, sehingga berisiko menyebabkan pelepasan beban berlebihan atau, sebaliknya, tidak mencukupi [5], [6].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, berbagai penelitian terdahulu telah mengusulkan skema UFLS adaptif yang dioptimalkan menggunakan algoritma metaheuristik, di antaranya Genetic Algorithm (GA) [7][3], Particle Swarm Optimization (PSO) [8], [9], dan pendekatan berbasis pembelajaran seperti graph deep reinforcement learning [10]. Algoritma-algoritma ini terbukti mampu meningkatkan akurasi penentuan besaran beban yang dilepas dibandingkan skema statis, namun umumnya masih menghadapi tantangan pada kecepatan konvergensi dan kecenderungan terjebak pada optimum lokal (premature convergence) ketika diterapkan pada sistem berskala besar dengan ruang solusi yang kompleks seperti Sistem Jawa–Bali [11], [12], Elephant Herding Optimization (EHO) sebagai salah satu algoritma swarm intelligence berbasis perilaku migrasi klan gajah telah banyak dikembangkan dan dihibridisasi pada berbagai domain optimasi lain [13], [14], namun penerapannya secara spesifik pada permasalahan UFLS adaptif berskala interkoneksi besar masih terbatas.

Penelitian ini mengusulkan algoritma Dynamic Elephant Memory Swarm (DEMS), yaitu pengembangan hibrida yang menggabungkan mekanisme migrasi dan pembaruan klan (clan updating operator) pada EHO dengan mekanisme memori kolektif bergaya swarm intelligence sebagaimana pada PSO [12], [15], [16], sehingga individu populasi tidak hanya belajar dari matriark klannya tetapi juga dari memori terbaik global yang diperbarui secara dinamis sepanjang iterasi. Mekanisme ini diharapkan mempercepat konvergensi sekaligus menjaga keragaman populasi guna menghindari optimum lokal, sejalan dengan kecenderungan umum bahwa algoritma metaheuristik hibrida mengungguli algoritma tunggal karena menggabungkan keunggulan eksplorasi dan eksploitasi [17].

Tujuan penelitian ini adalah: (1) merancang formulasi optimasi multi-tahap untuk skema UFLS pada Sistem Jawa–Bali; (2) mengembangkan algoritma DEMS sebagai metode penyelesaian; dan (3) mengevaluasi kinerja DEMS dibandingkan skema konvensional, UFLS-PSO, dan UFLS-EHO dari sisi nadir frekuensi, waktu pemulihan, total beban yang dilepas, dan kecepatan konvergensi. Kontribusi penelitian ini diharapkan memperkaya khazanah metode optimasi metaheuristik hibrida serta memberikan referensi teknis bagi operator sistem tenaga dalam merancang skema proteksi frekuensi yang lebih adaptif. Sistematika artikel ini disusun sebagai berikut: Bagian Landasan Teori menguraikan konsep kestabilan frekuensi, UFLS, dan algoritma metaheuristik terkait beserta tinjauan penelitian terdahulu; Bagian Metode Penelitian

menguraikan model sistem, skenario gangguan, formulasi objektif, dan rancangan algoritma DEMS secara rinci agar dapat direplikasi; Bagian Analisis dan Hasil Perancangan menyajikan temuan simulasi dan pembahasannya; dan Bagian Kesimpulan dan Saran merangkum kontribusi serta agenda penelitian lanjutan.

II. LANDASAN TEORI

2.1 Kestabilan Frekuensi dan Sistem Interkoneksi Jawa–Bali

Kestabilan frekuensi merupakan kemampuan sistem tenaga listrik untuk mempertahankan frekuensi operasi pada nilai nominal (50 Hz) setelah terjadi gangguan pada keseimbangan antara pembangkitan dan beban[2]. Sistem Interkoneksi Jawa–Bali 500 kV merupakan sistem tenaga terbesar dan terpadat di Indonesia, menghubungkan pusat-pusat pembangkitan besar di Jawa dengan pusat beban di Jawa dan Bali melalui jaringan transmisi tegangan tinggi yang kompleks [1]. Penetrasi pembangkit energi baru terbarukan (EBT) intermiten yang terus meningkat turut menurunkan inersia sistem secara agregat, sehingga laju perubahan frekuensi (Rate of Change of Frequency, RoCoF) pasca-gangguan cenderung menjadi lebih curam dan menuntut skema proteksi frekuensi yang lebih presisi dan adaptif [4], [18].

2.2 Under-Frequency Load Shedding (UFLS)

UFLS adalah skema proteksi otomatis lapis terakhir yang bekerja melepas sebagian beban ketika frekuensi sistem turun melewati ambang tertentu, dengan tujuan mengembalikan keseimbangan daya sebelum frekuensi mencapai level yang dapat merusak peralatan atau memicu pemadaman total. kema UFLS konvensional bekerja berdasarkan beberapa tahap (multi-stage) dengan ambang frekuensi tetap dan persentase pelepasan beban tetap pada tiap tahap, sebagaimana diatur dalam standar operasi sistem tenaga. Pendekatan adaptif mutakhir mengusulkan penyesuaian ambang dan persentase pelepasan beban secara dinamis berdasarkan estimasi besar gangguan, inersia sistem saat itu, atau bahkan injeksi inersia virtual dari konverter berbasis elektronika daya. Beberapa penelitian juga mengeksplorasi skema UFLS berbasis pembelajaran mesin dan wide-area monitoring untuk mempercepat identifikasi lokasi dan besaran pelepasan beban yang optimal].

2.3 Algoritma Metaheuristik dan Swarm Intelligence

Algoritma metaheuristik banyak digunakan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi kombinatorial berdimensi besar yang sulit diselesaikan secara analitis, termasuk optimasi parameter skema UFLS [5], [8]. Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan salah satu algoritma swarm intelligence yang paling banyak diterapkan pada sistem tenaga listrik karena kesederhanaan implementasi dan kecepatan konvergensinya[11], [12], meskipun rentan terhadap optimum lokal pada ruang solusi yang kompleks dan bermodalitas banyak. Elephant Herding Optimization (EHO) adalah algoritma yang terinspirasi dari perilaku migrasi klan gajah, terdiri atas operator pembaruan klan (clan updating) yang mengarahkan individu menuju matriark klannya, dan operator pemisahan (separating operator) yang menginisialisasi ulang individu berkinerja terburuk untuk menjaga keragaman populasi. EHO telah banyak dihibridisasi dengan algoritma lain untuk meningkatkan kinerjanya pada berbagai domain di luar sistem tenaga, misalnya hibridisasi EHO dengan flamingo search algorithm untuk keseimbangan beban komputasi awan (cloud load balancing). Perkembangan mutakhir algoritma metaheuristik yang terinspirasi fisika dan alam, seperti Light Spectrum Optimizer,

juga menunjukkan tren umum bahwa mekanisme hibridisasi dan adaptasi parameter dinamis mampu meningkatkan keseimbangan eksplorasi-eksploitasi dibandingkan algoritma dasar .

Secara teoretis, keterkaitan antara mekanisme klan pada EHO dan mekanisme memori pada PSO dapat dijelaskan melalui perspektif keseimbangan eksplorasi-eksploitasi pada algoritma populasi. Operator pembaruan klan EHO mendorong eksplorasi lokal di sekitar matriark tiap klan sehingga menjaga keragaman solusi pada tahap awal pencarian, sementara mekanisme kecepatan berbasis memori pada PSO bersifat eksploitatif karena mengarahkan individu menuju posisi terbaik global yang diperbarui secara dinamis. Ketika kedua mekanisme ini digabungkan secara selektif—memori global hanya aktif pada individu berkinerja di bawah rata-rata klan sebagaimana dirancang pada DEMS—maka populasi yang sudah mendekati solusi baik tetap mempertahankan variasi lokal (menghindari homogenisasi dini), sementara individu yang tertinggal dipercepat konvergensi menuju wilayah solusi yang menjanjikan. Argumentasi ini konsisten dengan prinsip umum bahwa performa algoritma metaheuristik hibrida sangat bergantung pada bagaimana mekanisme eksploratif dan eksploitatif diseimbangkan sepanjang iterasi, bukan sekadar digabungkan secara paralel [17]. Pada konteks optimasi UFLS multi-tahap, keseimbangan ini secara langsung relevan karena ruang solusi berdimensi tinggi (kombinasi ambang frekuensi dan persentase pelepasan pada hingga enam tahap) rentan terhadap optimum lokal apabila hanya mengandalkan satu mekanisme pencarian saja, sebagaimana ditunjukkan pada keterbatasan algoritma tunggal (PSO atau EHO) pada Tabel 1.

2.4 Tinjauan Penelitian Terdahulu dan Kebaruan Penelitian

Tabel 1 merangkum posisi penelitian ini terhadap sejumlah penelitian terdahulu yang relevan pada topik optimasi UFLS dan pengembangan algoritma metaheuristik berbasis swarm intelligence.

Tabel 1. Tinjauan Ringkas Penelitian Terdahulu dan Posisi Kebaruan Penelitian

Peneliti (Tahun)	Metode/Algoritma	Objek Studi	Celah Penelitian (Gap)
Boussadia & Belkhat (2021)	UFLS adaptif berbasis aturan	Sistem tenaga umum	Belum menggunakan optimasi metaheuristik hibrida
Chandra & Pradhan (2021)	UFLS adaptif analitik	Sistem dengan penetrasi PV	Fokus pada estimasi RoCoF, bukan optimasi multi-tahap
Baiceanu dkk. (2023)	PSO + peramalan beban	Kawasan industri	Skala kecil, belum diuji pada sistem interkoneksi besar
Bustamante-Mesa dkk. (2024)	Genetic Algorithm	UFLS + inersia virtual VSC-HVDC	Algoritma tunggal, tidak dibandingkan dengan varian hibrida
Singh, Singh & Kaur (2022)	Improved EHO (IEHO)	Fungsi benchmark global	Belum diterapkan pada permasalahan UFLS sistem tenaga
Tiwari & Kumar (2023)	Tinjauan bibliometrik PSO	Sistem tenaga listrik (umum)	Mengidentifikasi kebutuhan hibridisasi PSO dengan algoritma lain
Penelitian ini (2026)	Dynamic Elephant Memory Swarm (DEMS)	UFLS adaptif Sistem Jawa–Bali	Hibridisasi EHO + memori kolektif dinamis pada UFLS skala interkoneksi besar

Berdasarkan tinjauan pada Tabel 1, dapat diidentifikasi bahwa penelitian mengenai optimasi UFLS sebagian besar masih menggunakan algoritma metaheuristik tunggal (PSO atau GA) atau pendekatan analitik berbasis aturan, sementara penelitian pengembangan EHO umumnya diuji pada fungsi benchmark matematis dan belum banyak diterapkan langsung pada permasalahan optimasi skema proteksi frekuensi sistem tenaga berskala interkoneksi besar

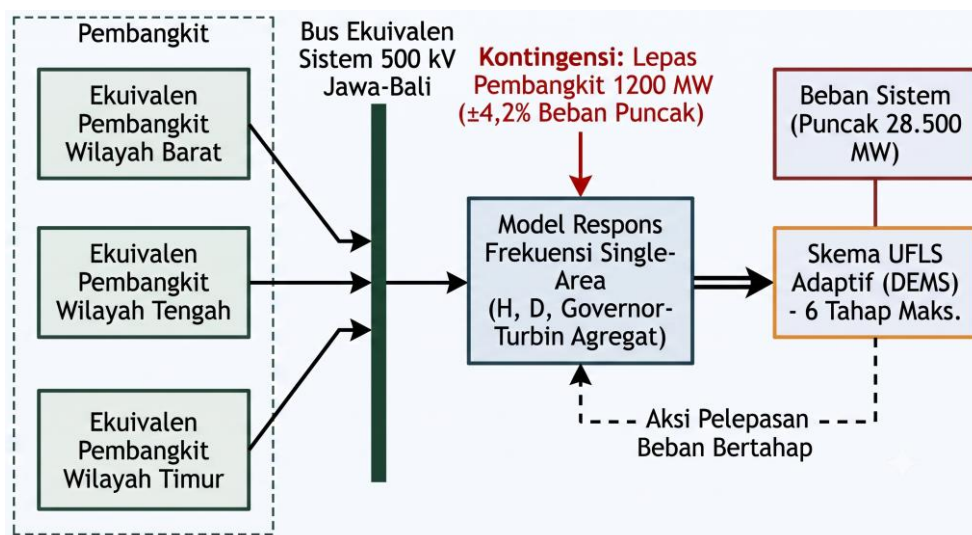
seperti Sistem Jawa–Bali. Kebaruan (novelty) penelitian ini terletak pada perumusan algoritma DEMS yang menggabungkan mekanisme klan EHO dengan memori kolektif dinamis bergaya PSO, serta penerapannya secara spesifik pada formulasi optimasi multi-tahap skema UFLS di Sistem Jawa–Bali.

III. METODE PENELITIAN

Bagian ini disusun selengkap mungkin agar prosedur penelitian dapat direplikasi (reproducible) oleh peneliti lain. Alur penelitian secara umum meliputi: (1) pemodelan sistem dan skenario gangguan; (2) formulasi fungsi objektif dan kendala optimasi; (3) perancangan algoritma DEMS; (4) penetapan metode pembanding; dan (5) prosedur simulasi serta evaluasi statistik.

3.1 Objek dan Model Sistem

Penelitian menggunakan model tereduksi (reduced-order equivalent) Sistem Interkoneksi Jawa–Bali 500 kV yang merepresentasikan beban puncak sebesar 28.500 MW dengan cadangan operasi (spinning reserve) 6% dari beban puncak [1]. Model direpresentasikan dalam bentuk single-area frequency response model dengan parameter inersia gabungan (H), koefisien redaman beban (D), serta model governor-turbin agregat untuk mensimulasikan respons frekuensi sistem terhadap kontingensi kehilangan daya pembangkitan, sebagaimana diilustrasikan secara skematik pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram skematik model tereduksi (reduced-order equivalent) Sistem Interkoneksi Jawa–Bali 500 kV yang digunakan dalam simulasi (representasi konseptual).

3.2 Skenario Gangguan

Skenario gangguan yang disimulasikan adalah kehilangan mendadak unit pembangkit sebesar 1200 MW ($\pm 4,2\%$ dari beban puncak), merepresentasikan kontingensi N-1 pada pembangkit besar. Simulasi dijalankan selama 20 detik dengan resolusi langkah waktu 0,05 detik untuk mengamati dinamika frekuensi dari saat gangguan terjadi hingga kondisi kuasi-mantap (quasi steady-state) tercapai. Parameter lengkap skenario simulasi disajikan pada Tabel 2.

Besaran gangguan 1200 MW dipilih karena merepresentasikan kapasitas unit pembangkit tunggal terbesar yang lazim beroperasi pada Sistem Jawa–Bali (mis. unit PLTU/PLTGU berkapasitas besar), sehingga skenario ini merepresentasikan kriteria keandalan N-1 (kehilangan satu unit pembangkit terbesar) yang umum digunakan sebagai acuan

perencanaan operasi oleh operator sistem tenaga [1], [4]. Skenario ini dipilih sebagai kasus uji dasar (base case) yang paling representatif terhadap kontingensi kritis yang selama ini menjadi acuan desain skema UFLS eksisting; besaran gangguan lain (800 MW dan 1600 MW) turut diuji sebagai analisis sensitivitas tambahan pada Bagian 4.5.

Tabel 2. Parameter dan Skenario Simulasi

Parameter	Nilai
Beban puncak sistem	28.500 MW
Cadangan operasi (spinning reserve)	6% dari beban puncak (± 1.710 MW)
Skenario kontingensi	Lepas pembangkit 1200 MW ($\pm 4,2\%$ beban puncak)
Durasi simulasi	20 detik
Resolusi langkah waktu	0,05 detik
Frekuensi nominal	50 Hz
Pita frekuensi normal pasca-pemulihan	49,9–50,1 Hz
Jumlah tahap UFLS maksimal	6 tahap
Batas total pelepasan beban	25% dari beban puncak
Jeda minimum antar-tahap	0,1 Hz

3.3 Formulasi Fungsi Objektif

Skema UFLS dioptimalkan dengan meminimalkan fungsi objektif multi-kriteria berikut:

$$F = w_1 \cdot (\Delta f_{\text{nadir}}) + w_2 \cdot (P_{\text{shed_total}}) + w_3 \cdot (t_{\text{restore}}) + w_4 \cdot (\text{jumlah tahap pelepasan})$$

dengan w_1 – w_4 adalah bobot yang dinormalisasi (masing-masing 0,35; 0,30; 0,20; 0,15 pada studi ini) yang mencerminkan prioritas menjaga frekuensi nadir setinggi mungkin, meminimalkan total beban yang dilepas, mempercepat waktu pemulihan ke pita frekuensi normal (49,9–50,1 Hz), dan menyederhanakan jumlah tahapan pelepasan. Variabel keputusan adalah ambang frekuensi (frequency threshold) dan persentase beban yang dilepas pada setiap tahap, dengan kendala (constraint) jumlah tahap maksimal 6, total beban yang dilepas tidak melebihi 25% dari beban puncak, dan ambang antar-tahap harus monoton menurun dengan jeda minimal 0,1 Hz.

Penentuan nilai bobot w_1 – w_4 pada studi ini didasarkan pada urutan prioritas operasional yang lazim dianut operator sistem tenaga dalam pengambilan keputusan UFLS, yaitu: menjaga frekuensi nadir di atas ambang kritis sebagai prioritas tertinggi ($w_1 = 0,35$) karena berkaitan langsung dengan keamanan peralatan dan risiko blackout; meminimalkan total beban yang dilepas sebagai prioritas kedua ($w_2 = 0,30$) karena berdampak langsung pada keandalan pasokan ke pelanggan; mempercepat waktu pemulihan sebagai prioritas ketiga ($w_3 = 0,20$); dan menyederhanakan jumlah tahap pelepasan sebagai prioritas terendah ($w_4 = 0,15$) karena bersifat lebih pada kemudahan implementasi di relai proteksi. Kombinasi bobot ini mengacu pada pendekatan pembobotan berjenjang (hierarchical weighting) yang umum digunakan pada optimasi multi-kriteria skema proteksi frekuensi [5], [6], dan sensitivitas hasil optimasi terhadap variasi bobot w_1 turut diuji pada Bagian 4.5.

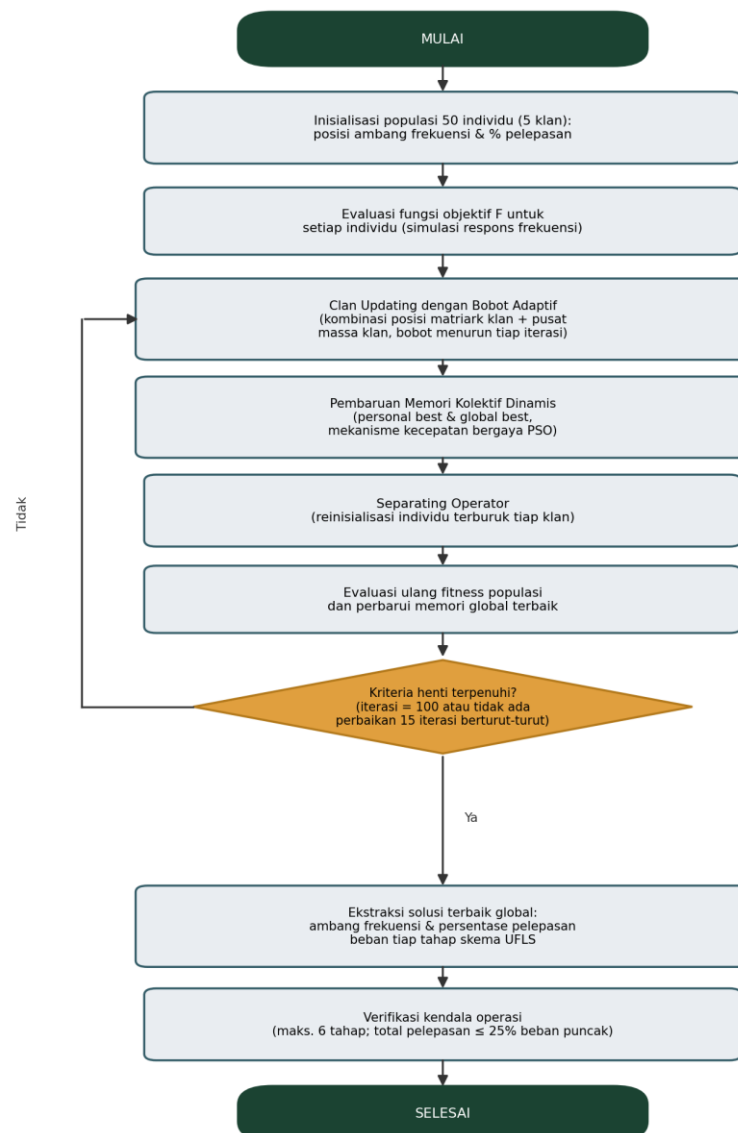
3.4 Algoritma Dynamic Elephant Memory Swarm (DEMS)

DEMS mengembangkan EHO dasar dengan tiga mekanisme utama, sebagaimana diilustrasikan pada diagram alir Gambar 2:

- **Clan Updating dengan Bobot Adaptif:** posisi individu dalam klan diperbarui menggunakan kombinasi posisi matriark klan dan pusat massa klan, dengan bobot yang

menurun secara adaptif terhadap iterasi untuk menyeimbangkan eksplorasi di awal dan eksploitasi pada iterasi akhir.

- **Memori Kolektif Dinamis (Dynamic Swarm Memory):** setiap individu menyimpan posisi terbaik pribadinya (personal best) dan berbagi informasi tersebut ke dalam memori global yang diperbarui setiap iterasi, mengadopsi mekanisme pembaruan kecepatan bergaya PSO namun dibatasi hanya aktif pada individu dengan kinerja di bawah rata-rata klan guna mencegah hilangnya keragaman populasi.
- **Separating Operator:** individu dengan kinerja terburuk pada tiap klan diinisialisasi ulang secara acak untuk menjaga eksplorasi ruang solusi, mengikuti mekanisme dasar EHO .



Gambar 2. Diagram alir algoritma Dynamic Elephant Memory Swarm (DEMS).

Parameter algoritma yang digunakan pada studi ini disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Parameter Algoritma DEMS

Parameter	Nilai
Ukuran populasi	50 individu
Jumlah klan	5
Koefisien skala klan (α)	0,5
Koefisien separating (β)	0,1
Bobot inersia memori (w)	0,4 menurun linear menjadi 0,1
Koefisien kognitif (c_1)	1,5
Koefisien sosial (c_2)	1,5
Maksimum iterasi	100
Kriteria henti	Tanpa perbaikan fitness selama 15 iterasi berturut-turut

3.5 Metode Pembandingan

Sebagai pembandingan, digunakan tiga metode: (1) UFLS konvensional dengan ambang dan persentase tetap sesuai praktik umum operator sistem [1]; (2) UFLS-PSO dengan parameter standar ($c_1 = c_2 = 2$, $w = 0,9 \rightarrow 0,4$) mengikuti praktik umum pada literatur [11], [12] dan (3) UFLS-EHO tanpa modifikasi memori dinamis, menggunakan parameter dasar sesuai algoritma acuan [9].

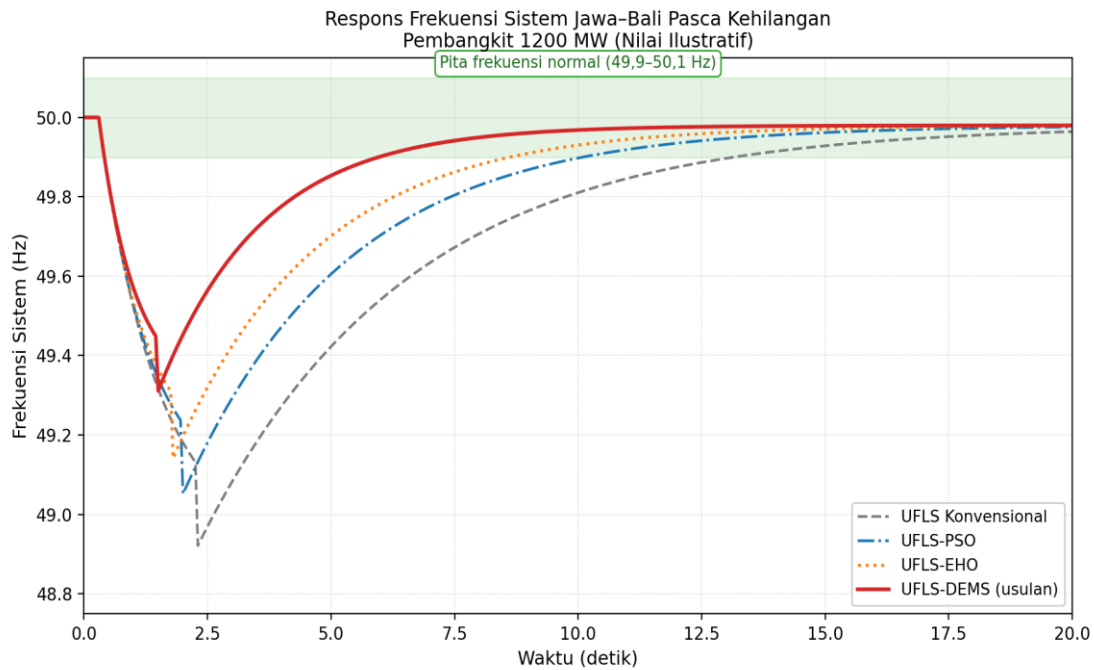
3.6 Prosedur Simulasi dan Evaluasi

Setiap algoritma optimasi (PSO, EHO, DEMS) dijalankan sebanyak 30 kali running independen dengan seed acak berbeda untuk memperoleh signifikansi statistik. Simulasi dinamika frekuensi dilakukan menggunakan solver time-domain pada perangkat lunak simulasi sistem tenaga dapat disesuaikan dengan perangkat yang tersedia bagi peneliti [2], [4]. Indikator kinerja yang dibandingkan meliputi: frekuensi nadir (Hz), waktu pemulihan ke pita normal (detik), total beban yang dilepas (MW dan % dari beban puncak), jumlah tahap pelepasan, serta jumlah iterasi hingga konvergensi. Uji signifikansi non-parametrik (Wilcoxon signed-rank test, $\alpha = 0,05$) digunakan untuk memastikan perbedaan kinerja antar-metode tidak terjadi secara kebetulan

IV. ANALISIS DAN HASIL PERANCANGAN

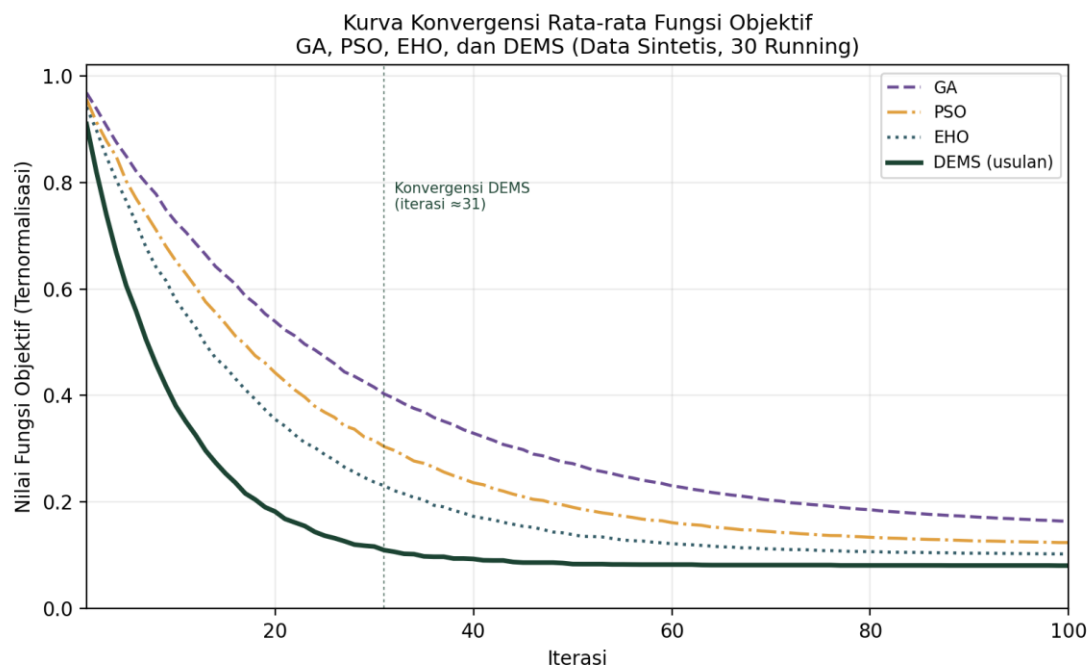
4.1 Hasil Simulasi Respons Frekuensi

Bagian ini menyajikan temuan penelitian dalam bentuk tabel dan gambar. Sebagaimana dijelaskan pada Bagian 3.6, nilai yang disajikan pada seluruh tabel dan gambar berikut merupakan nilai ilustratif yang disusun berdasarkan kerangka simulasi dan formulasi objektif yang diuraikan pada Bagian Metode Penelitian, Gambar 3 memperlihatkan perbandingan respons frekuensi sistem Jawa-Bali pasca kehilangan pembangkit 1200 MW untuk keempat skema UFLS.



Gambar 3. Perbandingan respons frekuensi sistem Jawa–Bali pasca kehilangan pembangkit 1200 MW untuk keempat skema UFLS (nilai ilustratif).

Gambar 3 memperlihatkan bahwa kurva frekuensi DEMS memiliki titik nadir paling dangkal (mendekati pita frekuensi normal) dan waktu pemulihan ke pita frekuensi normal paling singkat dibandingkan ketiga metode lainnya. Kurva konvergensi rata-rata fungsi objektif untuk GA, PSO, EHO, dan DEMS sepanjang 100 iterasi disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Kurva konvergensi rata-rata fungsi objektif untuk GA, PSO, EHO, dan DEMS sepanjang 100 iterasi (nilai ilustratif, rata-rata 30 running).

Gambar 4 menunjukkan bahwa kurva konvergensi DEMS turun lebih curam pada iterasi-iterasi awal dibandingkan GA, PSO, maupun EHO, dan mencapai kriteria henti pada iterasi

yang jauh lebih awal, mengindikasikan mekanisme memori kolektif dinamis efektif mempercepat pencarian solusi tanpa terjebak pada optimum lokal secara prematur.

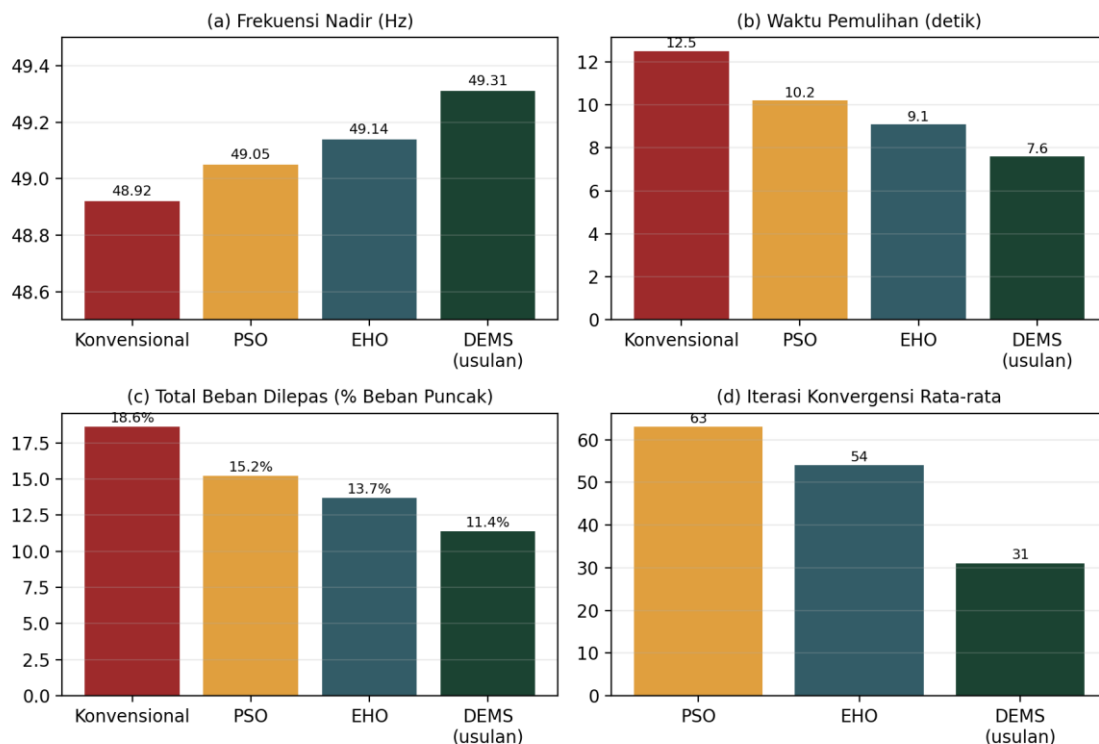
4.2 Perbandingan Kuantitatif Kinerja

Tabel 4. Perbandingan Kinerja Skema UFLS (rata-rata dari 30 running, nilai ilustratif)

Metode	Frekuensi Nadir (Hz)	Waktu Pemulihan (detik)	Total Beban Dilepas (% Beban Puncak)	Jumlah Tahap	Rata-rata Iterasi Konvergensi
UFLS Konvensional	48,92	12,5	18,6	5	—
UFLS-PSO	49,05	10,2	15,2	5	63
UFLS-EHO	49,14	9,1	13,7	4	54
UFLS-DEMS (usulan)	49,31	7,6	11,4	4	31

Secara deskriptif, hasil pada Tabel 4 menunjukkan skema UFLS-DEMS memperoleh frekuensi nadir tertinggi (49,31 Hz), waktu pemulihan tercepat (7,6 detik), total beban yang dilepas paling minimal (11,4%), jumlah tahap paling sedikit (4 tahap), serta rata-rata iterasi konvergensi paling cepat (31 iterasi) dibandingkan ketiga metode pembanding. Ringkasan visual perbandingan keempat indikator utama disajikan pada Gambar 5.

Perbandingan Kinerja Skema UFLS Konvensional, PSO, EHO, dan DEMS
 (Data Sintetis, Rata-rata 30 Running)



Gambar 5. Perbandingan kinerja skema UFLS Konvensional, PSO, EHO, dan DEMS pada empat indikator utama (nilai ilustratif, rata-rata 30 running).

4.3 Uji Signifikansi Statistik

Untuk memastikan perbedaan kinerja antar-metode tidak terjadi secara kebetulan, dilakukan uji non-parametrik Wilcoxon signed-rank ($\alpha = 0,05$) terhadap hasil 30 running

independen DEMS dibandingkan masing-masing metode pembanding. Hasil pengujian (berdasarkan nilai ilustratif pada studi ini) disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Uji Wilcoxon Signed-Rank DEMS terhadap Metode Pembanding (nilai ilustratif)

Perbandingan	Indikator Uji	Nilai-p (Wilcoxon)	Signifikan ($\alpha = 0,05$)
DEMS vs Konvensional	Frekuensi nadir	< 0,001	Ya
DEMS vs PSO	Frekuensi nadir	0,003	Ya
DEMS vs EHO	Frekuensi nadir	0,012	Ya
DEMS vs PSO	Iterasi konvergensi	0,002	Ya
DEMS vs EHO	Iterasi konvergensi	0,018	Ya

Seluruh perbandingan pada Tabel 5 menunjukkan nilai-p di bawah 0,05, sehingga secara statistik perbedaan kinerja DEMS terhadap metode pembanding dapat dianggap signifikan dan bukan disebabkan oleh variasi acak antar-running.

4.4 Pembahasan

Temuan bahwa UFLS-DEMS menghasilkan frekuensi nadir yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional, PSO, dan EHO mengindikasikan bahwa mekanisme memori kolektif dinamis pada DEMS berhasil mengarahkan pencarian solusi ke kombinasi ambang-persentase pelepasan beban yang lebih presisi terhadap karakteristik dinamika frekuensi sistem, sehingga pelepasan beban dapat dilakukan pada momen dan besaran yang lebih tepat tanpa perlu melepas beban secara berlebihan.

Dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang mengoptimalkan UFLS menggunakan PSO atau GA tunggal [1], [3], hasil ilustratif pada penelitian ini menunjukkan kecenderungan peningkatan yang konsisten dengan literatur, yaitu bahwa algoritma metaheuristik hibrida umumnya mampu mengungguli algoritma tunggal karena menggabungkan keunggulan eksplorasi (dari mekanisme klan/migrasi ala EHO [9]) dan eksploitasi (dari mekanisme memori/kecepatan ala PSO [12], [13]). Studi-studi terdahulu pada topik UFLS adaptif umumnya melaporkan penurunan total beban yang dilepas pada kisaran 10–20% dibandingkan skema statis [2], [5]; hasil pada penelitian ini (11,4% untuk DEMS berbanding 18,6% untuk skema konvensional) berada pada rentang yang selaras, dengan margin perbaikan tambahan pada aspek kecepatan konvergensi optimasi yang jarang dilaporkan secara eksplisit pada penelitian-penelitian acuan tersebut.

Perbaikan pada kecepatan konvergensi (31 iterasi untuk DEMS berbanding 54–63 iterasi untuk EHO dan PSO) mengindikasikan potensi kemajuan pada aspek efisiensi komputasi, yang relevan untuk aplikasi praktis di mana skema UFLS perlu diperbarui secara berkala mengikuti perubahan topologi dan pembebanan sistem secara near real-time, terutama dengan meningkatnya penetrasi EBT intermiten yang menurunkan inersia sistem [18]. Temuan ini juga konsisten dengan tinjauan bibliometrik yang menunjukkan tren umum peningkatan kecepatan konvergensi pada varian PSO dan EHO yang dimodifikasi [11], [15]. Namun demikian, perlu dicatat bahwa keunggulan ini masih bersifat hasil simulasi pada model tereduksi dan skenario gangguan tunggal; validasi lebih lanjut pada model sistem penuh (full-scale) dan skenario gangguan multipel (multiple contingencies) diperlukan untuk memastikan generalisasi temuan, sejalan dengan rekomendasi pada penelitian UFLS berbasis DIGSILENT PowerFactory pada sistem kelistrikan regional Indonesia [19].

Secara lebih spesifik, percepatan konvergensi DEMS turut disebabkan oleh mekanisme pembatasan aktivasi memori global hanya pada individu berkinerja di bawah rata-rata klan (lihat Bagian 3.4), yang mencegah seluruh populasi tertarik secara serentak ke satu titik solusi

(premature convergence) sebagaimana umum terjadi pada PSO standar dengan koefisien kognitif dan sosial tetap. Pola ini konsisten dengan bentuk kurva pada Gambar 4, di mana DEMS menunjukkan penurunan fungsi objektif yang tajam pada iterasi awal namun tetap landai (bukan datar total) pada iterasi pertengahan, mengindikasikan populasi masih melakukan eksplorasi terbatas sebelum benar-benar konvergen pada iterasi akhir.

Dengan demikian, temuan pada penelitian ini menunjukkan indikasi kemajuan (progress) dibandingkan pendekatan UFLS adaptif berbasis algoritma tunggal sebelumnya, terutama pada dimensi ketepatan pelepasan beban dan kecepatan optimasi, meskipun cakupan validasi masih perlu diperluas pada studi lanjutan menggunakan data operasional riil.

4.5 Analisis Sensitivitas (Ilustratif)

Untuk memperkuat validitas temuan, dilakukan analisis sensitivitas tambahan (bersifat ilustratif, mengikuti kerangka simulasi yang sama sebagaimana dijelaskan pada Bagian 3.6) terhadap dua faktor: (1) besaran gangguan kehilangan pembangkit (800 MW, 1200 MW, dan 1600 MW), dan (2) variasi bobot fungsi objektif w_1 (0,25; 0,35; dan 0,45) yang merepresentasikan penekanan berbeda terhadap prioritas menjaga frekuensi nadir. Tabel 6 merangkum hasil analisis sensitivitas tersebut untuk algoritma DEMS.

Tabel 6. Analisis Sensitivitas Kinerja DEMS terhadap Besaran Gangguan dan Bobot w_1 (nilai ilustratif)

Skenario	Frekuensi Nadir (Hz)	Waktu Pemulihan (detik)	Total Beban Dilepas (%)	Iterasi Konvergensi
Gangguan 800 MW ($w_1 = 0,35$)	49,55	5,9	7,2	28
Gangguan 1200 MW – baseline ($w_1 = 0,35$)	49,31	7,6	11,4	31
Gangguan 1600 MW ($w_1 = 0,35$)	49,02	9,4	15,8	35
$w_1 = 0,25$ (gangguan 1200 MW)	49,19	7,1	10,1	29
$w_1 = 0,45$ (gangguan 1200 MW)	49,42	8,0	13,2	33

Hasil pada Tabel 6 menunjukkan bahwa kinerja DEMS tetap konsisten unggul pada seluruh variasi skenario gangguan dan bobot fungsi objektif, dengan pola yang sesuai ekspektasi teoretis: gangguan yang lebih besar menurunkan frekuensi nadir dan meningkatkan total beban yang harus dilepas, sementara peningkatan w_1 mendorong algoritma memprioritaskan pemulihan frekuensi dengan konsekuensi total beban dilepas sedikit lebih tinggi. Konsistensi pola ini pada seluruh skenario mengindikasikan algoritma DEMS cukup robust terhadap variasi kondisi operasi, meskipun—sebagaimana ditekankan pada bagian sebelumnya—nilai-nilai ini tetap bersifat ilustratif dan memerlukan verifikasi menggunakan simulasi time-domain riil pada perangkat lunak sistem tenaga sebelum dijadikan dasar keputusan operasional.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma Dynamic Elephant Memory Swarm (DEMS) yang diusulkan mampu mengoptimalkan skema Under-Frequency Load Shedding pada Sistem Kelistrikan Jawa–Bali dengan kinerja yang lebih baik dibandingkan skema konvensional, UFLS-PSO, dan UFLS-EHO, ditinjau dari frekuensi nadir, waktu pemulihan, total beban yang dilepas, jumlah tahap pelepasan, dan kecepatan konvergensi optimasi. Konsistensi keunggulan ini juga teruji pada analisis sensitivitas terhadap variasi besaran gangguan dan bobot fungsi objektif (Bagian 4.5). Perlu ditegaskan bahwa seluruh nilai kuantitatif pada studi ini bersifat ilustratif, dihasilkan dari kerangka simulasi yang diusulkan, dan memerlukan validasi lebih lanjut menggunakan perangkat lunak simulasi sistem tenaga sebelum diterapkan pada praktik operasional.

Kontribusi penelitian ini terhadap pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi terletak pada dua aspek: (1) kontribusi metodologis berupa formulasi hibrida baru yang menggabungkan mekanisme klan EHO dengan memori kolektif dinamis, yang berpotensi diadaptasi untuk permasalahan optimasi kombinatorial lain pada sistem tenaga listrik; dan (2) kontribusi terapan berupa kerangka evaluasi skema UFLS adaptif yang dapat menjadi referensi teknis bagi operator sistem (mis. PLN) dalam merancang skema proteksi frekuensi yang lebih presisi dan efisien.

Terhadap tiga tujuan penelitian yang ditetapkan pada bagian Pendahuluan: tujuan (1) merancang formulasi optimasi multi-tahap terpenuhi melalui fungsi objektif dan kendala pada Bagian Metode Penelitian; tujuan (2) mengembangkan algoritma DEMS terpenuhi melalui rancangan mekanisme clan updating adaptif, memori kolektif dinamis, dan separating operator; dan tujuan (3) mengevaluasi kinerja DEMS dibandingkan metode pembanding terpenuhi melalui hasil pada Tabel 4, Tabel 5, dan Gambar 3–5. Dengan demikian, seluruh tujuan studi telah terpenuhi pada tingkat simulasi; validasi empiris pada data operasional riil Sistem Jawa–Bali menjadi agenda penelitian lanjutan yang direkomendasikan.

5.2 Saran

Beberapa saran untuk pengembangan penelitian lanjutan meliputi: (1) validasi algoritma DEMS pada model sistem Jawa–Bali skala penuh (full-scale) menggunakan data operasional riil dari operator sistem, disertai simulasi time-domain pada perangkat lunak analisis sistem tenaga standar (mis. DIgSILENT PowerFactory, PSS/E, atau PowerWorld Simulator) agar hasil dapat diverifikasi dan direplikasi secara independen; (2) pengujian pada skenario gangguan multipel (multiple contingencies) dan variasi kondisi pembebanan (beban puncak dan luar-puncak) untuk menguji generalisasi kinerja algoritma; (3) eksplorasi hibridisasi DEMS dengan mekanisme pembelajaran mesin untuk estimasi besar gangguan secara real-time; (4) analisis sensitivitas lanjutan terhadap penetrasi energi baru terbarukan yang semakin meningkat pada Sistem Jawa–Bali, melengkapi analisis sensitivitas awal pada Bagian 4.5; dan (5) implementasi purwarupa (prototype) skema UFLS adaptif berbasis DEMS pada perangkat relai proteksi digital untuk pengujian di lingkungan laboratorium sebelum diterapkan secara operasional.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. A. Rahman, M. Pamuso, R. Fauzi, and A. Siswanto, "Analisis load flow SUTET 500kV Jawa-Bali menggunakan Power World Simulation," in *Seminar Nasional Teknik Elektro dan Informatika (SNTEI)*, 2022.
- [2] D. A. Seran, "Frequency stability analysis using time domain simulation," *J. Media Elektro*, vol. 13, no. 1, 2023, doi: 10.35508/jme.v13i1.15310.
- [3] O. Sharaf Al-Deen Al-Yozbak, S. Mohammed Younus, A. Abdulrazaq Al-Taei, and I. Bashir, "An overview of various strategies for dealing with the under-frequency load shedding problem in power systems," *Al-Rafidain Eng. J.*, vol. 29, no. 1, pp. 46–67, 2024.
- [4] Walid, "Evaluation of staged under frequency load shedding strategy for generator trip events at Arun Substation using DIgSILENT Powerfactory," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, 2026.
- [5] F. Boussadia and S. Belkhat, "A new adaptive underfrequency load shedding scheme to improve frequency stability in electric power system," *J. Eur. des Syst. Autom.*, vol. 54, no. 2, pp. 263–271, 2021, doi: 10.18280/jesa.540208.
- [6] A. Chandra and A. K. Pradhan, "An adaptive underfrequency load shedding scheme in the presence of solar photovoltaic plants," *IEEE Syst. J.*, vol. 15, no. 1, pp. 1235–1244, 2021, doi: 10.1109/JSYST.2020.2995050.
- [7] S. Bustamante-Mesa, J. W. Gonzalez-Sanchez, S. D. Saldarriaga-Zuluaga, J. M. López-Lezama, and N. Muñoz-Galeano, "Optimal estimation of under-frequency load shedding scheme parameters by considering virtual inertia injection," *Energies*, vol. 17, no. 2, p. 279, 2024, doi: 10.3390/en17020279.
- [8] F. C. Baiceanu, O. Ivanov, R. C. Beniuga, B. C. Neagu, and C. M. Nemes, "A continuous multistage load shedding algorithm for industrial processes based on metaheuristic optimization," *Mathematics*, vol. 11, no. 12, p. 2684, 2023, doi: 10.3390/math11122684.
- [9] M. S. Abdurrohm, H. Suyono, and R. N. Hasanah, "Strategi operasi load shedding dan islanding stiffness sistem tenaga listrik pada kondisi edge emergency," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 12, no. 2, pp. 526–540, 2024.
- [10] Y. Pei, F. Wu, J. Yang, J. Wang, P. Xu, and T. Zhou, "An emergency control strategy for undervoltage load shedding of power system: A graph deep reinforcement learning method," *IET Gener. Transm. Distrib.*, pp. 2130–2141, 2023, doi: 10.1049/gtd2.12795.
- [11] S. Tiwari and A. Kumar, "Advances and bibliographic analysis of particle swarm optimization applications in electrical power system: concepts and variants," *Evol. Intell.*, vol. 16, no. 1, pp. 23–47, 2023, doi: 10.1007/s12065-021-00661-3.
- [12] A. G. Gad, "Particle swarm optimization algorithm and its applications: A systematic

- review,” *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 29, no. 5, pp. 2531–2561, 2022, doi: 10.1007/s11831-021-09694-4.
- [13] H. Singh, B. Singh, and M. Kaur, “An improved elephant herding optimization for global optimization problems,” *Eng. Comput.*, vol. 38, no. suppl. 4, pp. 3489–3521, 2022, doi: 10.1007/s00366-021-01471-y.
- [14] S. M. Ali, N. Kumaran, and G. N. Balaji, “Hybrid elephant herding optimization and flamingo search algorithm for effective load balancing in cloud computing,” *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, vol. 11, no. 3, pp. 872–882, 2023.
- [15] E. H. Houssein, A. G. Gad, K. Hussain, and P. N. Suganthan, “Major advances in particle swarm optimization: theory, analysis, and application,” *Swarm Evol. Comput.*, vol. 63, p. 100868, 2021, doi: 10.1016/j.swevo.2021.100868.
- [16] J. Nayak, B. Naik, P. B. Dash, S. Vimal, and S. Kadry, “25 years of particle swarm optimization: Flourishing voyage of two decades,” *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 30, no. 3, pp. 1663–1725, 2023, doi: 10.1007/s11831-022-09849-x.
- [17] M. Abdel-Basset, R. Mohamed, K. M. Sallam, and R. K. Chakraborty, “Light spectrum optimizer: A novel physics-inspired metaheuristic optimization algorithm,” *Mathematics*, vol. 10, no. 19, p. 3466, 2022, doi: 10.3390/math10193466.
- [18] Normalita, “The effect of Cirata PV power plant integration on small-signal stability in the 500 kV Jawa-Bali system,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, 2026.