



DISERTASI - EE236601

MODIFIKASI DAN HIBRIDASI ALGORITMA METAHEURISTIK UNTUK MENINGKATAN KINERJA DALAM OPTIMISASI SISTEM TENAGA LISTRIK

SUJONO
7022201016

Dosen Pembimbing:
Prof. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng., Ph.D.
Dr. Ardyono Priyadi, ST., M.Eng.
Dr. Ir. Margo Pujiantara, M.T.

PROGRAM DOKTOR
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2024



DISERTASI - EE236601

MODIFIKASI DAN HIBRIDASI ALGORITMA METAHEURISTIK UNTUK MENINGKATAN KINERJA DALAM OPTIMISASI SISTEM TENAGA LISTRIK

SUJONO
7022201016

Dosen Pembimbing:

Prof. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng., Ph.D.

Dr. Ardyono Priyadi, ST., M.Eng.

Dr. Ir. Margo Pujiantara, M.T.

PROGRAM DOKTOR
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2024

LEMBAR PENGESAHAN DISERTASI

Disertasi disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Doktor (Dr)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

SUJONO

NRP: 7022201016


Tanggal Ujian: 18 Juli 2024

Periode Wisuda: September 2024

Disetujui oleh:

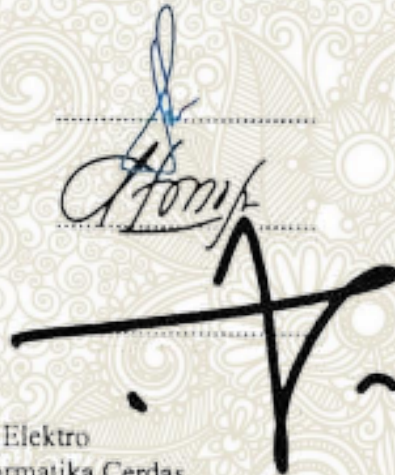
Pembimbing:

1. Prof.Dr.Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
NIP: 1958 0916 1986 01 1 001
2. Dr. Eng. Ardyono Priyadi, ST., M.Eng.
NIP: 1973 0927 1998 03 1 004
3. Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT.
NIP: 1966 0318 1990 10 1 001



Penguji:

1. Dr. Rony Seto Wibowo, ST., MT.
NIP: 1974 1129 2000 12 1 001
2. Prof. Heri Suryoatmojo, ST., MT., Ph.D
NIP: 1980 0603 2006 04 1 003
3. Prof. Ir. Sarjiya, S.T., MT., Ph.D., IPU.
NIP: 1973 0706 1999 03 1 005



**Kepala Departemen Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas**



Dedet Candra Kawan, ST., M.Eng., Ph.D.
NIP: 1973 1119 2000 03 1 001

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

PERNYATAAN ORISINALITAS

Dengan ini saya menyatakan bahwa seluruh isi disertasi saya yang berjudul

MODIFIKASI DAN HIBRIDASI ALGORITMA METAHEURISTIK UNTUK MENINGKATAN KINERJA DALAM OPTIMISASI SISTEM TENAGA LISTRIK

adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah dituliskan secara lengkap di daftar pustaka. Apabila ternyata saya melanggar pernyataan ini, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Surabaya, Juni 2024

Sujono

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur saya panjatkan kehadiran Allah SWT atas limpahan karunia, rahmat, dan hidayah-Nya. Terimakasih yang sebesar-besarnya saya haturkan kepada :

- Dosen pembimbing saya, Prof. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, Meng., Ph, Dr. Ardyono Priyadi, ST., M.Eng, dan Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT. yang telah memberikan banyak ilmu dan bimbingan dalam menyelesaikan program doktor ini. Keyakinan dan dukungan beliau-beliau sangat penting dalam memandu saya untuk mengeksplorasi ide-ide yang berasal dari pengalaman penelitian awal yang diperoleh sebelumnya,
- Ketua Yayasan Pendidikan Budi Luhur dan Rektor Universitas Budi Luhur beserta seluruh jajarannya yang telah memberikan dukungan sepenuhnya sehingga saya bisa menyelesaikan program doktor,
- Keluarga saya atas cinta, kesabaran dan dukungan morilnya yang penyemangat selama menempuh studi,
- Kepala beserta rekan-rekan asisten laboratorium LIPIST yang telah memberi kesempatan kepada saya untuk menjalani dan melaksanakan penelitian selama menempuh program doktor,
- Kemristekdikti yang telah memberikan dukungan melalui pendanaan hibau PDUPT,
- Seluruh rekan seperjuangan mahasiswa program doktor atas kebersamaan yang penuh dengan rasa kekeluargaan, simpati dan empati yang sangat luar biasa.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

ABSTRAK

Modifikasi dan Hibridasi Algoritma Metaheuristik Untuk Meningkatkan Kinerja Dalam Optimisasi Sistem Tenaga Listrik

Disusun oleh:

Nama : Sujono
NRP : 7022201016
Pembimbing : Prof.Dr.Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eng. Ardyono Priyadi, ST., M.Eng.
Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT.

Pada sistem tenaga bersumber banyak, permintaan daya beban dipasang dengan menyesuaikan pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit. Optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit adalah sangat penting dalam menanggapi fluktuasi beban. Pada jaringan distribusi, integrasi pembangkitan terdistribusi (DG) dekat dengan pusat beban telah menjadi solusi yang efisien dalam menanggapi peningkatan beban. Optimisasi DG mutlak diperlukan untuk memaksimalkan perbaikan kinerja jaringan distribusi. Suatu jaringan distribusi terintegrasi DG bisa terisolasi dari jaringan utama, sehingga DG berperan dalam mempertahankan keberlanjutan pasokan daya ke beban. Keterbatasan kapasitas DG menyebabkan ketidakseimbangan daya dalam jaringan sehingga diperlukan pelepasan sebagian beban dengan tetap memperhatikan beban prioritas yang tidak bisa menoleransi ketiadaan pasokan daya listrik. Disertasi ini menyajikan penelitian yang terdiri dari tiga tahap. Penelitian pertama adalah modifikasi algoritma metaheuristik firefly menjadi adaptive modified firefly (AMFA) dalam optimisasi besarnya pembangkitan daya dari unit pembangkit untuk meminimalkan rugi daya dan biaya pembangkitan pada sistem tenaga listrik multi-sumber. AMFA diuji dengan sistem multi-sumber 30 bus dan 118 bus. AMFA menunjukkan keunggulannya dalam reduksi konvergensi sebesar 70.81% hingga 84.3% dibandingkan algoritma firefly (FA). Penelitian kedua adalah hibridasi algoritma AMFA dan differential evolution (DE) dalam optimisasi integrasi DG pada jaringan distribusi untuk meminimalkan rugi daya dan meningkatkan profil tegangan. Hibrid AMFA-DE menunjukkan kinerja terbaik dan mampu konvergen paling cepat. DG pada faktor daya $pf=0.95$ lagging lebih optimal dibandingkan pada $pf=1$. Penelitian ketiga adalah hibridasi secara paralel algoritma particle swarm-grey wolf optimizer (PS-GWO) dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi. Algoritma PS-GWO menunjukkan kinerja yang lebih baik dan konvergen lebih cepat dibandingkan dengan standar PSO dan GWO dengan beban yang dilepaskan adalah yang terkecil, beban yang dipertahankan adalah yang terbesar, serta rugi daya dan deviasi tegangan adalah terendah. Uji statistik juga dilakukan untuk mengetahui kinerja algoritma lebih detail. Penelitian ini diharapkan bisa menjadi alternatif solusi dalam optimisasi perencanaan operasional dari sistem tenaga listrik.

Kata Kunci: algoritma metaheuristik, optimisasi, pembangkit terdistribusi, pelepasan beban, economic dispatch.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

ABSTRACT

Modification and Hybridization to Improve the Performance of Metaheuristic Algorithms in Power System Optimization

Presented by:

Name : Sujono
Registration number : 7022201016
Promotors : Prof.Dr.Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eng. Ardyono Priyadi, ST., M.Eng.
Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT.

In a multi-source power system, the load power demand is supplied by adjusting the power generation from each generating unit. Optimization of power generation from each generating unit is very important in response to load fluctuations. In distribution networks, the integration of distributed generation (DG) close to load centers has become an efficient solution in response to load increases. DG optimization is absolutely necessary to maximize distribution network performance improvement. A DG-integrated distribution network can be isolated from the main network, so DG plays a role in maintaining the continuity of power supply to the load. The limited capacity of DG causes a power imbalance in the network so that it is necessary to release some of the load while still paying attention to priority loads that cannot tolerate the absence of power supply. This dissertation presents research that consists of three stages. The first research is the modification of firefly metaheuristic algorithm into adaptive modified firefly (AMFA) in optimizing the amount of power generation from generating units to minimize power losses and generation costs in multi-source power systems. AMFA is tested with 30 bus and 118 bus multi-source systems. AMFA showed its superiority in convergence reduction of 70.81% to 84.3% compared to firefly algorithm (FA). The second study is a hybrid of AMFA and differential evolution (DE) algorithms in optimizing DG integration in distribution networks to minimize power losses and improve voltage profiles. The AMFA-DE hybrid showed the best performance and converged the fastest. DG at power factor $pf=0.95$ lagging is more optimal than at $pf=1$. The third research is the parallel hybridization of particle swarm-grey wolf optimizer (PS-GWO) algorithm in load shedding optimization in isolated DG integrated distribution networks. The PS-GWO algorithm shows better performance and converges faster than the standard PSO and GWO with the smallest released load, the largest retained load, and the lowest power loss and voltage deviation. Statistical tests were also conducted to determine the performance of the algorithm in more detail. This research is expected to be an alternative solution in optimizing the operational planning of the power system.

Keywords: metaheuristic algorithm, optimization, distributed generation, load shedding, economic dispatch.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN DISERTASI.....	i
PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
UCAPAN TERIMA KASIH.....	v
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah	3
1.3. Tujuan dan Manfaat Penelitian	4
1.4. Batasan Masalah	4
1.5. Kontribusi Penelitian	5
BAB 2 KAJIAN OPTIMISASI UNTUK PERBAIKAN KINERJA JARINGAN SISTEM TENAGA LISTRIK	7
2.1. Optimisasi Unit Pembangkit.....	7
2.2. Optimisasi Kapasitas dan Penempatan Distribution Generation (DG).....	9
2.3. Optimisasi Pelepasan Beban Pada Jaringan Distribusi Terisolasi	12
2.4. Diagram Tulang Ikan dan State of The Art.....	17
BAB 3 METODE PENELITIAN	19
3.1. Tahapan Penelitian.....	19
3.2. Optimisasi Pembangkitan Daya	22
3.2.1. Karakteristik Input Output Pembangkit Termal	22
3.2.2. Rugi Daya Saluran	23
3.2.3. Algoritma Firefly Termodifikasi Adaptive.....	24
3.2.4. Obyektif dan Kendala Optimisasi.....	25
3.2.5. Diagram Alir Optimisasi.....	27
3.3. Optimisasi DG pada Jaringan Distribusi.....	30
3.3.1. Indek Sensitivitas.....	31
3.3.2. Indek Deviasi Tegangan	32
3.3.3. Algoritma Differential Evolution.....	32
3.3.4. Obyektif dan Kendala Optimisasi.....	35
3.3.5. Diagram Alir Optimisasi DG Menggunakan Kombinasi Algoritma AMFA dan DE.....	36
3.4. Optimisasi Pelepasan Beban Pada Jaringan Distribusi Terisolasi	43

3.4.1. Beban Tersisa Dalam Jaringan	43
3.4.2. Algoritma Particle Swarm Optimization	44
3.4.3. Algoritma Grey Wolf Optimizer	46
3.4.4. Obyektif dan Kendala Optimisasi Pelepasan Beban.....	46
3.4.5. Diagram Alir Optimisasi Pelepasan Beban Menggunakan Hybrid Paralel dari Algoritma PSO dan GWO.....	48
BAB 4 KINERJA ALGORITMA ADAPTIVE MODIFIED FIREFLY DALAM OPTIMISASI PEMBANGKITAN DAYA PADA SISTEM TENAGA LISTRIK MULTI-SUMBER	55
4.1. Data sistem IEEE-30 bus	55
4.2. Kasus-1: Optimisasi Pembangkitan Daya Terhadap 4 Unit Pembangkit	56
4.3. Kasus-2: Optimisasi Pembangkitan Daya Terhadap 6 Unit Pembangkit	60
4.4. Perbandingan Hasil Optimisasi Pada Kedua Kasus.....	64
4.5. Pengujian Kinerja Algoritma AMFA	66
4.5.1. Variasi Jumlah Populasi Firefly	66
4.5.2. Variasi Jumlah Variabel Optimisasi	69
4.5.3. Konsistensi Konvergensi Algoritma Firefly	71
BAB 5 KINERJA ALGORITMA HIBRID AMFA-DE DALAM OPTIMISASI DG UNTUK REDUKSI RUGI DAYA DAN PERBAIKAN TEGANGAN PADA JARINGAN DISTRIBUSI	73
5.1. Data Sistem Distribusi Radial IEEE-51 bus	73
5.2. Optimisasi Lokasi Pemasangan DG dengan Algoritma AMFA.....	75
5.3. Optimisasi Kapasitas DG dengan Algoritma DE.....	77
5.3.1. Kasus-1: Optimisasi Kapasitas DG dengan $pf=1$	78
5.3.2. Kasus-2: Optimisasi Kapasitas DG dengan $pf=0.95$ lagging .79	
5.3.3. Perbandingan Hasil Optimisasi Kapasitas DG untuk Faktor Daya yang Berbeda Pada Kasus-1 dan Kasus-2.....	80
5.4. Analisa Hasil Optimisasi.....	81
BAB 6 KINERJA ALGORITMA HIBRID PARALEL PS-GWO DALAM OPTIMISASI PELEPASAN BEBAN PADA JARINGAN DISTRIBUSI TERINTEGRASI DG	85
6.1. Data Sistem Uji	86
6.2. Optimisasi Pelepasan Beban dengan Algoritma Hybrid Paralel PSO- GWO	87
6.2.1. Kasus-1: Optimisasi Pelepasan Beban Pada Pembebanan 80% dari Beban dasar.	88
6.2.2. Kasus-2: Optimisasi Pelepasan Beban Pada Pembebanan 100% dari Beban Dasar.	91

6.2.3. Kasus-3: Optimisasi Pelepasan Beban Pada Pembebanan 140% dari Beban Dasar.	94
6.3. Analisa Hasil Optimisasi.	97
BAB 7 KESIMPULAN	101
7.1. Kesimpulan	101
7.2. Saran	102
DAFTAR PUSTAKA	105
LAMPIRAN	
BIOGRAFI	

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1.	Diagram Tulang Ikan Posisi Penelitian	17
Gambar 3. 1	Tahapan Penelitian	21
Gambar 3. 2	Jaringan dua bus	23
Gambar 3. 3	Heat rate dan Efisiensi Pembangkit Tenaga Listrik Thermal.....	26
Gambar 3. 4	Diagram Alir Optimisasi Unit Pembangkit Menggunakan Algoritma AMFA.....	28
Gambar 3. 5	Diagram Alir Optimisasi Lokasi DG dengan Algoritma AMFA...	37
Gambar 3. 6	Diagram Alir Optimisasi Kapasitas DG Menggunakan DE.....	40
Gambar 3. 7	Diagram Alir Optimisasi Pelepasan Beban Menggunakan Hybrid Paralel dari PSO dan GWO.....	49
Gambar 4. 1	Diagram sistem IEEE 30 bus dengan 6 unit pembangkit	56
Gambar 4. 2	Konvergensi algoritma standar FA dan AMFA dalam optimisasi 4 unit pembangkit untuk berbagai tingkat pembebanan: (a) 100%, (b) 110%, (c) 120%, (d) 130% dari beban dasar	59
Gambar 4. 3	Konvergensi algoritma standar FA dan AMFA dalam optimisasi 6 unit pembangkit untuk berbagai tingkat pembebanan 130% dari beban dasar	63
Gambar 5. 1	Diagram sistem distribusi radial IEEE 51-bus, 50 saluran.....	73
Gambar 5. 2	Konvergensi algoritma AMFA, ICA, GA, dan DE dalam optimisasi lokasi pemasangan DG	77
Gambar 5. 3	Profil tegangan bus dalam jaringan setelah dilakukan optimisasi kapasitas DG dengan $pf=1$	79
Gambar 5. 4	Profil tegangan bus dalam jaringan setelah dilakukan optimisasi kapasitas DG dengan $pf=0.95$ lagging	80
Gambar 5. 5	Konvergensi algoritma DE, FA, GA, dan ICA dalam optimisasi kapasitas DG.....	81
Gambar 6. 1	Diagram sistem distribusi radial IEEE 33bus termodifikasi dengan integrasi 3 unit DG	86

Gambar 6. 2	Profil tegangan bus dalam jaringan yang dibebani 80% dari beban dasar setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO.....	90
Gambar 6. 3	Karakteristik konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan yang dibebani 80% dari beban dasar.....	91
Gambar 6. 4	Profil tegangan bus dalam jaringan yang dibebani 100% dari beban dasar setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO.....	93
Gambar 6. 5	Karakteristik konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan yang dibebani 100% dari beban dasar.....	94
Gambar 6. 6	Profil tegangan bus dalam jaringan yang dibebani 140% dari beban dasar setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO.....	96
Gambar 6. 7	Karakteristik konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan yang dibebani 140% dari beban dasar.....	97

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Ringkasan Hasil Studi Literatur Terkait Optimisasi Unit Pembangkit dalam Sistem Tenaga Listrik.....	8
Tabel 2. 2	Ringkasan Hasil Studi Literatur Terkait Optimisasi Lokasi dan Kapasitas DG.....	11
Tabel 2.3	Ringkasan Hasil Studi Literatur Terkait Optimisasi DG dan Pelepasan Beban.....	15
Tabel 4.1	Data beban dasar yang terdistribusi pada tiap bus	56
Tabel 4.2	Data Unit Pembangkit.....	56
Tabel 4.3	Data Unit Pembangkit Pada Kasus-1	57
Tabel 4.4	Hasil Optimisasi 4 Unit Pembangkit Untuk Faktor Pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari Beban Dasar.....	57
Tabel 4.5	Profile tegangan bus setelah optimisasi 4 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100% , 120%, dan 130% dari beban dasar	58
Tabel 4.6	Perbandingan kinerja FA dan AMFA pada optimisasi 4 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar	60
Tabel 4.7	Data Unit Pembangkit Pada Kasus-2	61
Tabel 4.8	Hasil Optimisasi 6 Unit Pembangkit Untuk Faktor Pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar	61
Tabel 4.9	Profile tegangan bus setelah optimisasi 6 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar	62
Tabel 4.10	Perbandingan kinerja FA dan AMFA pada optimisasi 6 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100% sampai 130% dari beban dasar	64
Tabel 4.11	Hasil optimisasi pembangkitan daya untuk kasus-1 dan kasus-2 pada tingkat pembebanan 100%, 120%, dan 130% dengan algoritma AMFA	64

Tabel 4.12 Tegangan bus dalam jaringan setelah dilakukan optimisasi pembangkitan daya dari unit pembangkit untuk tingkat pembebanan 100%, 120%, 130% dari beban dasar.....	65
Tabel 4.13 Jumlah bus bertegangan dibawah batas minimal (<0.9 p.u.) untuk kasus-1 dan kasus-2.....	66
Tabel 4. 14 Detail data pengujian kinerja algoritma AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus, 54 unit pembangkit.....	67
Tabel 4. 15 Konvergensi algoritma AMFA untuk variasi jumlah populasi dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus, 54 unit pembangkit.....	67
Tabel 4. 16 Daya pembangkit hasil optimisasi dengan algoritma AMFA untuk variasi jumlah populasi.....	68
Tabel 4. 17 Detail data pengujian kinerja algoritma AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus	69
Tabel 4. 18 Konvergensi algoritma AMFA untuk variasi jumlah pembangkit sebagai variabel yang dioptimisasi dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus	69
Tabel 4. 19 Daya pembangkit hasil optimisasi dengan algoritma AMFA untuk variasi jumlah unit pembangkit.....	70
Tabel 4. 20 Detail data pengujian konsistensi konvergensi algoritma AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus ...	71
Tabel 4. 21 Konsistensi konvergensi algoritma AMFA untuk 10 pengulangan dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus, 54 unit pembangkit	72
Tabel 5.1 Data daya beban dasar yang terdistribusi pada tiap bus.....	74
Tabel 5.2 Data resistansi (R) dan reaktansi (X) saluran.....	75
Tabel 5.3 Lokasi DG dan indek sensitivitas (Sk).....	76
Tabel 5.4 Hasil optimisasi kapasitas DG dengan pf=1	78
Tabel 5.5 Hasil optimisasi DG dengan pf=0.95 lagging	79

Tabel 5.6	Perbandingan hasil optimisasi kapasitas DG untuk faktor daya yang berbeda (pf=1 dan pf=0.95 lagging).....	81
Tabel 6.1	Data lokasi, jenis, kapasitas daya, dan faktor daya DG	87
Tabel 6.2	Data beban dasar (baseload).....	87
Tabel 6.3	Studi kasus tentang Optimisasi Pelepasan Beban	88
Tabel 6.4	Parameter algoritma PSO, GWO, dan PS-GWO yang digunakan.....	88
Tabel 6.5	Ringkasan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 80% dari beban dasar	89
Tabel 6.6	Ringkasan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 100% dari beban dasar	92
Tabel 6.7	Ringkasan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 140% dari beban dasar	94
Tabel 6.8	Perbandingan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 80%, 100%, dan 140% dari beban dasar.....	98
Tabel 6.9	Perbandingan konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban jaringan dengan faktor pembebanan 80%, 100%, dan 140% dari beban dasar	99

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Seiring dengan pertumbuhan sistem tenaga listrik dan integrasi sumber energi terbarukan, maka kompleksitas sistem tenaga listrik meningkat. Pada sistem tenaga listrik yang melibatkan berbagai unit pembangkit harus dilakukan perencanaan operasional pembangkit dengan tepat. Unit commitment (UC) adalah optimisasi yang digunakan untuk menentukan jadwal operasi (ON/OFF) dari unit pembangkit pada setiap interval waktu menyesuaikan beban yang bervariasi [1]. Kualitas solusi UC menjadi penentu dalam perencanaan strategis operasional sistem tenaga listrik yang kompetitif yang bertujuan untuk meminimalkan biaya operasional [2]. Economic dispatch (ED) adalah strategi analisa penentuan besarnya pembangkitan daya dialokasikan pada tiap-tiap unit pembangkit dalam kurun waktu tertentu menyesuaikan kondisi daya beban pada sistem tenaga listrik. Alokasi pembangkitan daya sangat ditentukan oleh karakteristik pembangkit. Salah satunya adalah karakteristik biaya pembangkitan. Dengan optimisasi alokasi pembangkitan daya dari unit pembangkit akan didapatkan keseimbangan daya yang mampu meminimalkan rugi-rugi daya dan biaya operasional pembangkitan.

Selain peningkatan konsumsi daya listrik, keterbatasan dalam sistem transmisi, masalah ekonomi dan lingkungan telah mengarahkan perhatian pada pembangkit listrik dengan kapasitas rendah, ditempatkan pada jaringan distribusi, biasanya bersumber dari energi terbarukan yang dikenal sebagai distributed generation (DG). Integrasi DG pada jaringan distribusi memiliki beberapa keuntungan seperti meningkatkan kapasitas daya dalam sistem tenaga, mereduksi rugi-rugi daya pada sistem tenaga hingga, dan meningkatkan profil tegangan bus [3]. Penentuan kapasitas dan lokasi penempatan DG menjadi sangat penting untuk direncanakan dengan tepat agar bisa terwujud tujuan penerapan DG. Penelitian yang berfokus pada optimisasi kapasitas dan lokasi penempatan DG dalam jaringan

distribusi menggunakan algoritma berbasis kecerdasan buatan masih sangat diperlukan.

Pada jaringan distribusi yang terintegrasi DG memungkinkan untuk beroperasi dalam dua mode. Mode pertama adalah terhubung ke jaringan utama dan mode kedua adalah terisolasi dari jaringan utama. Pada mode terhubung dengan jaringan, jaringan distribusi memenuhi permintaan daya beban dengan memanfaatkan daya dari jaringan utama dan pembangkitan DG. Mode terisolasi dapat terjadi ketika sambungan jaringan distribusi dengan jaringan utama diputus dengan alasan pemeliharaan jaringan atau adanya gangguan pada jaringan. Pada mode terisolasi, jaringan distribusi harus memasok daya ke beban dengan mengandalkan pembangkitan daya dari DG. Kapasitas pembangkitan DG yang jauh dibawah daya beban menyebabkan ketidakseimbangan daya. Kondisi ini dapat menyebabkan penurunan kestabilan tegangan dan frekuensi pada jaringan.

Strategi operasional pada jaringan distribusi yang terisolasi dapat dilakukan dengan beberapa cara. Yang pertama adalah rekonfigurasi jaringan dengan memanfaatkan sectional tie switch yang memodifikasi topologi jaringan. Dengan cara ini, pembebanan jalur distribusi dapat diatur ulang. Yang kedua adalah membagi menjadi beberapa picogrid yang independen berdasarkan keberadaan DG. DG bertindak sebagai sumber daya untuk beban di setiap picogrid. Namun, dalam beberapa kasus, jaringan distribusi yang terisolasi menyebabkan perbedaan yang sangat besar antara pembangkitan DG dan beban. Strategi rekonfigurasi jaringan dan membagi jaringan menjadi picogrid tidak dapat menyelesaikan masalah defisit daya dalam jaringan.

Keseimbangan daya dalam jaringan terintegrasi distribusi DG yang terisolasi bisa diwujudkan dengan melepaskan sebagian beban yang terhubung pada tiap-tiap bus. Dalam proses pelepasan beban, harus diperhatikan keberadaan beban prioritas yang tidak bisa menoleransi ketiadaan pasokan daya listrik. Selain hal tersebut, komposisi beban tersisa pada tiap bus setelah pelepasan beban akan sangat menentukan keseimbangan daya dan aliran daya dalam jaringan, rugi daya, profil tegangan bus, dan tingkat pembebanan saluran dalam jaringan distribusi. Untuk itu diperlukan strategi pelepasan beban yang tepat dan optimal.

Algoritma metaheuristik yang mengadopsi perilaku sekawanan binatang telah banyak diterapkan dalam penyelesaian optimisasi sistem tenaga. Pada penelitian ini akan dilakukan pengembangan algoritma metaheuristik melalui modifikasi dan hibridasi untuk meningkatkan kinerjanya yang dikelompokkan dalam tiga tahap penelitian. Pertama adalah modifikasi terhadap algoritma firefly (FA) menjadi adaptive modified firefly algorithm (AMFA) yang diuji dalam optimisasi pembangkitan daya pada sistem tenaga listrik multi-sumber 30 bus dan 118 bus. Kedua adalah hibridasi algoritma AMFA dan differential evolution (DE) untuk meningkatkan kinerjanya dalam optimisasi integrasi DG pada jaringan distribusi tenaga listrik untuk meminimalkan rugi daya dan memperbaiki profil tegangan. Ketiga adalah hibridasi secara paralel particle swarm-grey wolf optimizer (PS-GWO) dalam diuji pada optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi dari jaringan utama.

1.2. Perumusan Masalah

Masalah yang dihadapi dalam menjawab tuntutan optimisasi operasional sistem tenaga adalah:

- Pengembangan algoritma metaheuristik melalui modifikasi dan hibridasi sehingga menghasilkan algoritma yang cepat, akurat, dan konsisten pada optimisasi sistem tenaga.
- Pengembangan algoritma melalui hibridasi algoritma metaheuristik untuk memaksimalkan kelebihan dan mereduksi kelemahan masing-masing algoritma.
- Pengembangan adaptive modified firefly algorithm (AMFA) dengan memodifikasi parameter koefisien pergerakan acak (α) secara adaptif untuk meningkatkan kinerja khususnya dalam kecepatan konvergensi dalam optimisasi sistem tenaga yang kompleks.
- Hibridasi algoritma AMFA dan differential evolution (DE) untuk menghasilkan kombinasi algoritma dengan kinerja yang lebih baik pada optimisasi integrasi DG pada jaringan distribusi.
- Hibridasi secara paralel terhadap algoritma particle swarm optimization (PSO) dan grey wolf optimizer (GWO) untuk menghasilkan kombinasi algoritma

dengan kinerja yang lebih baik pada optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi.

- Menguji keunggulan algoritma hasil modifikasi dan hibridasi dalam optimisasi sistem tenaga listrik yang kompleks.
- Menguji secara statistik terhadap algoritma khususnya dalam hal pengaruh dari jumlah variabel yang dioptimisasi dan jumlah populasi yang digunakan terhadap konsistensi konvergensi algoritma yang dikembangkan.

1.3. Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan algoritma optimisasi pembangkitan daya dari unit pembangkit, integrasi DG, dan strategi pelepasan beban pada jaringan distribusi dengan modifikasi dan hibridasi algoritma metaheuristik yang terdiri dari firefly (FA), differential evolution (DE), particle swarm optimization (PSO), dan grey wolf optimizer (GWO).

Manfaat penelitian yang dihasilkan adalah menjadi algoritma alternatif untuk solusi permasalahan optimisasi sistem tenaga listrik untuk mewujudkan perencanaan operasional sistem tenaga listrik yang optimal dengan rugi daya dan biaya operasional yang minimal, serta meningkatkan kualitas profil tegangan bus pada sistem tenaga listrik.

1.4. Batasan Masalah

Untuk mempertahankan fokus penelitian, telah ditetapkan beberapa batasan masalah antara lain adalah sebagai berikut:

- Algoritma AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya dari unit pembangkit pada sistem tenaga listrik multi-sumber.
- Algoritma hibrid AMFA-DE dalam optimisasi integrasi DG pada jaringan distribusi.
- Algoritma PS-GWO dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi.

- Algoritma pembanding terdiri dari genetic algorithm (GA), imperialist copetitive algorithm (ICA), standar PSO, standar GWO, dan whale optimization algorithm (WOA) digunakan untuk memvalidasi hasil optimisasi dan pengukuran kinerja algoritma yang diusulkan (AMFA, AMFA-DE, dan PS-GWO).

1.5. Kontribusi Penelitian

Kontribusi dan orisinalitas penelitian :

- Pengembangan metode optimisasi dengan algoritma adaptive modified firefly (AMFA) sehingga mampu konvergen lebih cepat dibandingkan algoritma standar firefly (FA).
- Pengembangan metode optimisasi dengan hibridasi algoritma firefly (FA) dan differntial evolution (DE).
- Pengembangan metode optimisasi dengan algoritma hibrid paralel particle swarm-grey wolf optimizer (PS-GWO) sehingga memiliki kinerja lebih baik dibandingkan algoritma standar PSO dan standar GWO.
- Pengembangan algoritma AMFA yang memiliki kinerja lebih baik dibanding algoritma standar FA dalam optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit pada sistem tenaga multi-sumber.
- Pengembangan algoritma hibrid AMFA-DE sebagai algoritma kombinasi dalam optimisasi integrasi DG pada jaringan distribusi.
- Pengembangan algoritma hibrid paralel PS-GWO dalam optimisasi pelepasan beban dari jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi.
- Optimisasi pembangkitan daya pada jaringan tenaga listrik multi sumber untuk meminimalkan total biaya pembangkitan.
- Optimisasi DG pada jaringan distribusi untuk meminimalkan rugi daya dan meningkatkan profil tegangan dalam jaringan.
- Optimisasi strategi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi untuk memaksimalkan beban yang dipertahankan dalam jaringan dengan mempertimbangkan beban prioritas dan tingkat pembebanan jaringan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

KAJIAN OPTIMISASI UNTUK PERBAIKAN KINERJA JARINGAN SISTEM TENAGA LISTRIK

Beberapa penelitian yang terkait dengan optimisasi operasi sistem tenaga listrik yang mencakup analisa aliran daya, unit commitment, dan optimisasi distributed generator (DG) telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya. Strategi operasi terhadap jaringan distribusi terintegrasi DG juga telah dikaji diantaranya dengan rekonfigurasi jaringan dan pelepasan beban. Pada bab ini akan dilakukan kajian literatur terkait dengan topik penelitian ini.

2.1. Optimisasi Unit Pembangkit

Sistem tenaga listrik yang baik harus memenuhi beberapa persyaratan termasuk keandalan, kualitas, dan stabilitas. Pemantauan, pengendalian, dan perencanaan diperlukan untuk memenuhi persyaratan operasi tenaga listrik. Selain itu, perlu adanya pengaturan dari sisi pembangkit dalam memberikan suplai daya ke sistem untuk mendapatkan efisiensi dalam pengoperasiannya dengan mempertimbangkan beban dinamis. Penentuan besarnya pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit merupakan masalah utama pada operasi sistem tenaga listrik [4] dan diperlukan untuk mewujudkan kondisi operasi sistem tenaga listrik yang optimal dalam hal sumber daya dan biaya [5].

Peningkatan beban pada sistem tenaga listrik dan menurunnya cadangan energi tak terbarukan telah mendorong pertumbuhan penggunaan sumber energi terbarukan [6]. Potensi energi terbarukan pada umumnya tidak terlalu besar dan tersebar di wilayah yang luas. Kondisi ini mendorong pengembangan sistem distributed generation (DG) untuk memenuhi kebutuhan beban dan meningkatkan keandalan sistem [7]. Pemasangan DG cenderung membuat sistem tenaga listrik menjadi lebih kompleks dalam pengoperasian dan pengendaliannya. Penjadwalan unit pembangkit yang tidak tepat menyebabkan rugi-rugi daya yang lebih tinggi [8]. Permasalahan penjadwalan pembangkitan dapat dimodelkan dalam pemrograman

matematis untuk mendapatkan pengaturan pembangkitan yang paling tepat dari setiap unit pembangkit [9].

Dalam referensi [10], algoritma firefly (FA) menetapkan status ON/OFF dan iterasi lambda menentukan daya yang dihasilkan oleh setiap unit pembangkit. Algoritma FA memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan Integer Coded Genetic Algorithm (ICGA) [11], Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA) [12], dan Extended Priority List (EPL) [13]. Hal ini ditunjukkan dengan biaya minimum ketika diimplementasikan pada optimisasi 10, 20, dan 40 unit pembangkit. Metode hybrid priority list (PL) dan modified firefly (M-FA) telah diaplikasikan untuk menyelesaikan masalah unit commitment. Langkah pertama adalah menentukan unit pembangkit yang aktif berdasarkan PL. Langkah kedua, M-FA menghitung daya setiap unit pembangkit yang aktif [14]. Tabel 2.1 menyajikan ringkasan hasil studi literatur yang telah dilakukan untuk mendukung perumusan arah penelitian ini.

Tabel 2.1 Ringkasan hasil studi literatur terkait optimisasi unit pembangkit dalam sistem tenaga listrik

Ref.	Authors (Year)	Fokus	Algorithm	Obyektif
7	R.S. Wibowo, dkk (2016)	Dynamic economic dispatch	Quadratic programming	Minimalisasi biaya operasi microgrid dengan energy storage
8	B. Banthasit, dkk (2018)	Optimisasi penjadwalan pembangkit	Particle swarm optimization (PSO)	Memaksimalkan pemanfaatan RES dan Minimalisasi rugi daya
9	L. Yang, dkk (2017)	Unit commitment	a novel two-binary-variabl mixed integer quadratic programming (MIQP)	Minimalisasi biaya operasional
10	M Daimari, dkk. (2016)	Unit commitment dan economic load dispatch	Firefly dan Iterasi Lamda	Minimalisasi biaya dan rugi daya
11	I.G. Damousis, dkk (2004)	Unit commitment	Integer coded genetic algorithm (ICGA)	Minimalisasi biaya pembangkit
12	K. Selvakumar, dkk (2012)	Unit commitment	Shuffled Frog Leap Algorithm (SLFA)	Minimalisasi biaya pembangkit
13	T. Senjyu, dkk. (2003)	Unit commitment	Extended priority list	Minimalisasi biaya pembangkit
14	B.M. Hussein, dkk. (2020)	Unit commitment	Prioroty list dan Modified firefly	Rugi daya dan profil tegangan
15	Sujono, dkk (2021)	Optimal scheduling	Adaptively modified firefly (AMFA)	Minimalisasi biaya dan rugi daya

Pada penelitian ini membahas tentang optimisasi besarnya pembangkitan saya dari tiap unit pembangkit dengan menggunakan algoritma Adaptive Modified Firefly Algorithm (AMFA). Kinerja AMFA diuji dengan melakukan optimisasi unit pembangkit pada sistem IEEE 30-bus yang telah dimodifikasi. Variasi beban yang digunakan adalah 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar 242.55 MW. Parameter performansi yang diukur adalah kecepatan konvergensi, biaya pembangkitan, dan rugi-rugi daya. Selain itu, juga dikaji bagaimana pengaruh pemasangan DG terhadap kinerja jaringan. Validasi hasil algoritma AMFA dibandingkan dengan algoritma standar firefly (FA).

2.2. Optimisasi Kapasitas dan Penempatan Distribution Generation (DG)

Unit pembangkit memasok daya ke beban melalui saluran transmisi dengan jarak yang relatif jauh. Resistansi dan reaktansi saluran transmisi jarak jauh akan menyebabkan kerugian daya dalam jumlah yang tidak dapat diabaikan. Selain itu, panjangnya saluran transmisi akan menyebabkan regulasi tegangan yang buruk [32]. Gagasan untuk mendekatkan unit pembangkit dengan beban adalah sangat tepat sebagai pemecahan masalah tersebut.

Pembangkit listrik di dekat pusat beban dengan memanfaatkan sumber energi terbarukan merupakan solusi yang tepat untuk mengatasi masalah rugi-rugi daya dan pengaturan tegangan pada jaringan distribusi. Sistem pembangkit listrik seperti ini disebut dengan distributed generation (DG). Mengintegrasikan DG ke dalam jaringan distribusi memiliki beberapa keuntungan, antara lain bersih, ramah lingkungan, kompleksitas dan risiko yang rendah, serta biaya operasional yang rendah. Kemampuan DG untuk memasok kebutuhan beban lokal juga mengurangi aliran daya pada saluran transmisi, yang dapat menunda kebutuhan untuk menyesuaikan kapasitas saluran transmisi dengan pertumbuhan beban [33]. Untuk mendapatkan manfaat dari DG, diperlukan integrasi yang tepat dari DG tersebut. Integrasi DG yang tidak tepat akan memperburuk kondisi jaringan. Penentuan lokasi dan ukuran DG yang tepat dapat dilakukan melalui optimisasi dengan menggunakan pendekatan analitis atau dengan menerapkan algoritma kecerdasan buatan.

Berbagai penelitian menyajikan optimisasi kapasitas DG, penyebaran, dan tingkat penetrasi pada sistem distribusi radial (RDS). Optimisasi kapasitas DG untuk mitigasi hilangnya daya dan memperbaiki profil tegangan bus pada RDS telah dilakukan dengan mengimplementasikan Accelerated Particle Swarm Optimization (PSO) [33][34], Backtracking Search [15], Binary PSO dan Shuffled Frog Leap (SLFA) [16], Stud Krill Herd Algorithm [17], hibrida dari teknik Grasshopper Optimization Algorithm (GOA) dan Cuckoo Search (CS) [18], dan Genetic Algorithm (GA) dan Ant colony Algorithm (ACO) [19], gabungan GA dan PSO [20], Differential Evolution (DE) [21], Imperialist Competition Algorithm (ICA) [22][23], dan Firefly Algorithm (FA) [24]. Pada [25] menyajikan tentang optimisasi DG untuk meningkatkan Voltage Stability Index dan mengurangi rugi-rugi daya menggunakan Bat Algorithm dengan variasi loudness dan pulse. Paper [26] membahas tentang optimisasi DG untuk perubahan beban sistem dengan menggunakan metode Voltage Stability Margin Index dan Continuation Power Flow. Pengaruh jenis beban perumahan dan industri terhadap optimisasi ukuran dan lokasi DG untuk mengurangi rugi-rugi daya, biaya DG, dan deviasi tegangan telah diteliti dengan Multi-objective Shuffled Bat [27] dan kombinasi GA dan NSGA II [28], Algoritma Dragonfly [29], dan Whale Optimization Algoritma [30]. Optimisasi DG dengan mempertimbangkan fluktuasi beban dan ketersediaan energi terbarukan untuk mengurangi rugi-rugi daya, beban saluran, dan biaya investasi DG telah dilakukan dengan Genetic Algorithm (GA) [31].

Penelitian ini membahas optimisasi penempatan dan kapasitas DG pada jaringan distribusi dengan algoritma hybrid metaheuristik. Optimisasi dilakukan dengan dua tahap. Pada tahap pertama, optimisasi penempatan DG dengan menerapkan algoritma firefly yang dimodifikasi secara adaptif (AMFA) untuk memaksimalkan indeks sensitivitas (S_k). Pengubahan algoritma FA dengan mengurangi random motion coefficient (α) seiring dengan iterasi bertujuan agar lebih cepat konvergen. Optimisasi lokasi penempatan DG menggunakan tingkat penetrasi sebesar 10% dari total daya aktif pada beban. Tahap kedua, Optimisasi kapasitas daya DG menggunakan algoritma differential evolution (DE) untuk meminimalkan rugi-rugi daya aktif dan indeks deviasi tegangan pada tahap kedua.

Tabel 2. 2 Ringkasan Hasil Studi Literatur Terkait Optimisasi Lokasi dan Kapasitas DG

Ref.	Authors (Year)	Parameter yang dipertimbangkan				Algorithm	Obyektif
		PL	SI	VD	PF		
[33]	R. Syahputra, dkk. (2015)	√	-	√	-	Accelerated Particle Swarm Optimization (APSO)	Mitigasi rugi daya dan perbaikan profil tegangan
[15]	A. El-Fergany (2015)	√	-	√	-	Backtracking Search Algorithm (BSA)	Rugi daya dan profil tegangan
[16]	A. S. Hassan, dkk. (2020)	√	-	√	-	Binary PSO dan Shuffled Frog Leap (SLFA)	Rugi daya dan profil tegangan
[17]	S. A. ChithraDevi, dkk. (2017)	√	-	√	-	Stud Krill Herd Algorithm (SKHA)	Rugi daya dan profil tegangan
[18]	M. C. V. Suresh, dkk. (2020)	√	-	√	-	Hibrida dari Grasshopper Optimization Algorithm (GOA) dan Cuckoo Search (CS)	Rugi daya dan profil tegangan
[19]	Y. Y. Zakaria, dkk. (2020)	√	-	√	-	Genetic Algorithm (GA) dan Ant Colony Algorithm (ACA)	Rugi daya dan profil tegangan
[20]	M. H. Moradi, dkk. (2012)	√	-	√	-	Kombinasi Genetic Algorithm (GA) dan Particle Swarm Optimization (PSO)	Rugi daya dan profil tegangan
[23]	S. Alvarado, dkk. (2022)	√	-	X	-	Imperialist Competition Algorithm (ICA)	Rugi daya dan profil tegangan
[24]	Z. B. A. Hamid, dkk. (2019)	√	-	√	-	Firefly (FA)	Rugi daya dan profil tegangan
[25]	R. Prakash, dkk. (2017)	√	-	√	-	Bat Algorithm (BA)	Rugi daya dan Indeks Stabilitas Tegangan
[26]	S. Essallah, dkk. (2019)	√	-	√	-	Voltage Stability Margin Index dan Continuation Power Flow	Optimisasi DG menyesuaikan perubahan beban
[27]	C. Yammani, dkk. (2016)	√	-	√	-	Multi-objective Shuffled Bat	Rugi daya, biaya DG, dan deviasi tegangan
[28]	D. Sattianadan, dkk. (2013)	√	-	√	-	Genetic Algorithm (GA)	Rugi daya, biaya DG, dan deviasi tegangan
[29]	M. C. V. Suresh, dkk. (2018)	√	-	√	-	Dragonfly Algorithm (DA)	Rugi daya, biaya DG, dan deviasi tegangan
[30]	D. B. Prakash, dkk. (2018)	√	-	√	-	Whale Optimization Algorithm (WOA)	Rugi daya, biaya DG, dan deviasi tegangan
[31]	L. A. Alnabi, dkk. (2022)	√	-	-	-	Genetic Algorithm (GA)	Rugi daya, beban saluran, dan biaya investasi DG
	Sujono, dkk.	√	√	√	√	Hibrid dari AMFA dan DE	Rugi daya, Indeks sensitivitas, deviasi tegangan, dan power faktor

Keterangan:
 PL: power loss , SI: sensitivity index , VD: voltage deviation , PF: power factor

Penelitian ini membahas optimisasi penempatan dan kapasitas DG pada jaringan distribusi dengan algoritma hibrid metaheuristik. Optimisasi dilakukan

dengan dua tahap. Pada tahap pertama, optimisasi penempatan DG dengan menerapkan algoritma firefly yang dimodifikasi secara adaptif (AMFA) untuk memaksimalkan indeks sensitivitas (S_k). Pengubahan algoritma firefly dengan mengurangi random motion coefficient (α) seiring dengan iterasi bertujuan agar lebih cepat konvergen. Optimisasi lokasi penempatan DG menggunakan tingkat penetrasi sebesar 10% dari total daya aktif pada beban. Tahap kedua, Optimisasi kapasitas daya DG menggunakan algoritma differential evolution (DE) untuk meminimalkan rugi-rugi daya aktif dan indeks deviasi tegangan pada tahap kedua.

Pada penelitian ini juga dikaji pengaruh faktor daya DG untuk mendapatkan kondisi yang paling optimal. Faktor daya yang digunakan adalah $pf=1$ dan $pf=0.95$ lagging. Optimisasi DG juga dilakukan dengan menerapkan algoritma metaheuristik lainnya yang terdiri dari genetic algorithm (GA) dan imperialist competitive algorithm (ICA) untuk membandingkan dan memvalidasi hasil dan keefektifan metode AMFA.

2.3. Optimisasi Pelepasan Beban Pada Jaringan Distribusi Terisolasi

Sebagaimana telah dijelaskan sebelumnya bahwa pembangkitan terdistribusi (DG) adalah sistem pembangkit listrik berkapasitas rendah yang terintegrasi dalam jaringan distribusi yang dekat dengan pusat beban [35]. DG umumnya bersumber dari energi terbarukan dengan kapasitas daya yang kecil dan lokasi yang tersebar secara geografis [36]. Penerapan DG pada sistem tenaga listrik modern saat ini semakin meningkat karena bersumber dari energi terbarukan yang ramah lingkungan dan memiliki berbagai keunggulan. Integrasi DG dapat meningkatkan performa jaringan terutama dalam pengurangan rugi-rugi dan mempertahankan tegangan bus [37].

Integrasi DG memungkinkan jaringan distribusi beroperasi dalam dua mode [38]. Mode pertama adalah terhubung dengan jaringan (grid connected). Dalam mode grid-connected, jaringan distribusi memenuhi permintaan daya dari beban dengan memanfaatkan jaringan utama dan DG sebagai sumber. Komposisi daya dari kedua sumber tersebut harus diatur dengan baik untuk menghasilkan kondisi aliran daya yang optimal. Pada akhirnya, aliran daya yang optimal berdampak pada

penurunan rugi-rugi, peningkatan kualitas tegangan bus, dan pembebanan jalur distribusi yang optimal. Mode kedua adalah terisolasi. Mode ini terjadi ketika koneksi jaringan distribusi ke jaringan utama sengaja diputuskan untuk pemeliharaan atau terpaksa diputuskan karena adanya gangguan pada jaringan. Dalam mode terisolasi, jaringan distribusi harus memasok daya ke beban dengan mengandalkan pembangkit listrik DG. Kapasitas pembangkitan DG yang kurang dibandingkan dengan daya beban, menyebabkan ketidakseimbangan daya. Kondisi ini dapat menurunkan kestabilan jaringan secara signifikan, bahkan menyebabkan pemadaman, dan menghentikan semua suplai daya ke beban [38].

Strategi operasional pada jaringan distribusi yang terisolasi dapat dilakukan dengan beberapa cara. Yang pertama adalah rekonfigurasi jaringan dengan memanfaatkan sectional tie switch yang memodifikasi topologi jaringan [31][39]. Dengan cara ini, pembebanan jalur distribusi dapat diatur ulang. Yang kedua adalah membagi menjadi beberapa pico-grid independen berdasarkan keberadaan DG [40]. DG bertindak sebagai sumber daya untuk beban di setiap pico-grid. Optimisasi rekonfigurasi jaringan menggunakan Grey Wolf Optimizer (GWO) disajikan pada [41], dan studi serupa dibahas pada [42] dengan menerapkan Geometric Mean Optimization (GMO) untuk meningkatkan kestabilan tegangan dan meminimalisir rugi-rugi pada jaringan distribusi yang terisolasi. Namun, pada beberapa kasus, jaringan distribusi yang terisolasi menyebabkan defisit daya yang sangat besar antara kapasitas DG dan beban. Situasi ini membuat strategi konfigurasi ulang jaringan dan membagi jaringan menjadi beberapa pico-grid menjadi tidak dapat diterapkan.

Keseimbangan daya dari jaringan terintegrasi DG yang terisolasi dapat direalisasikan dengan melepaskan beberapa beban yang terhubung ke setiap bus. Dalam proses pelepasan beban, keberadaan beban prioritas yang tidak dapat menoleransi ketiadaan catu daya harus dipertimbangkan. Selain itu, komposisi beban yang tersisa di setiap bus setelah pelepasan beban menentukan keseimbangan dan aliran daya dalam jaringan, rugi-rugi, tegangan bus, dan pembebanan saluran di jaringan distribusi. Untuk itu, diperlukan strategi pelepasan beban yang tepat dan optimal.

Berbagai penelitian tentang strategi pelepasan beban pada jaringan terisolasi telah dilakukan. Makalah [43] menyajikan strategi pelepasan beban dan pemulihan pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi dengan menggunakan pemrograman kendala kuadratik bilangan bulat (MIQCP). Strategi pelepasan beban untuk mempertahankan pasokan energi ke beban prioritas dengan menerapkan aliran beban kontinu waktu disajikan dalam [44]. Studi serupa yang menerapkan formulasi pemrograman stokastik dan proses keputusan Markov untuk memaksimalkan kinerja ekonomi jaringan dibahas dalam [45]. Penelitian [46] membahas pendekatan koordinasi terdistribusi menggunakan algoritma sub-gradien pada jaringan terisolasi untuk mencapai pelepasan beban yang praktis dan optimal. Strategi pelepasan beban berbasis data menggunakan Duel Deep Q-Learning untuk memaksimalkan kecepatan pemulihan frekuensi disajikan dalam [47]. Perencanaan beban yang optimal dengan mempertimbangkan topologi dan kapasitas DG pada jaringan yang terisolasi telah dipresentasikan dalam [48]. Strategi pelepasan beban terdistribusi berdasarkan analisis jaringan untuk pencegahan voltage collapse disajikan dalam [49]. Pemanfaatan algoritma berbasis kecerdasan buatan dalam perencanaan pelepasan beban yang optimal telah banyak dipelajari. Pada penelitian [50], penerapan Backtracking Search Algorithm (BSA) pada perencanaan pelepasan beban untuk menjaga keseimbangan daya pada jaringan yang terisolasi disajikan. Studi serupa dengan menerapkan algoritma hybrid GA-PSO disajikan dalam [51].

Deteksi dini isolasi jaringan dengan menerapkan jaringan syaraf tiruan dan teknik pelepasan beban menggunakan BSA dibahas dalam [52]. Paper [53] membahas tentang metode hybrid genetic algorithm (GA) dan neural network (NN) dalam mengoptimalkan pelepasan beban dan menjaga kestabilan tegangan. Pemilihan bus prioritas dan beban yang harus dilepaskan menggunakan algoritma hybrid GA-PSO dibahas pada [54], sedangkan pada [55], menggunakan hybrid PSO-ABC. Strategi pelepasan beban dalam mengatasi defisit daya dengan algoritma PSO untuk mengurangi beban yang dilepaskan dipaparkan pada [56].

PSO dan GWO adalah algoritma yang umum digunakan dalam optimisasi. PSO memiliki kesederhanaan dalam pemodelan matematis, mudah

diimplementasikan, dan memiliki kebutuhan memori yang rendah [57]. PSO memiliki kemampuan pencarian global yang cepat namun tidak demikian dalam pencarian lokal. PSO memiliki konvergensi yang cepat, sehingga mudah terjebak pada local optima [58] dan memberikan solusi yang berkualitas rendah [59][60]. GWO adalah metode optimisasi yang berfokus pada tiga individu yang paling optimal [61]. GWO memiliki model matematika yang sedikit lebih kompleks daripada PSO.

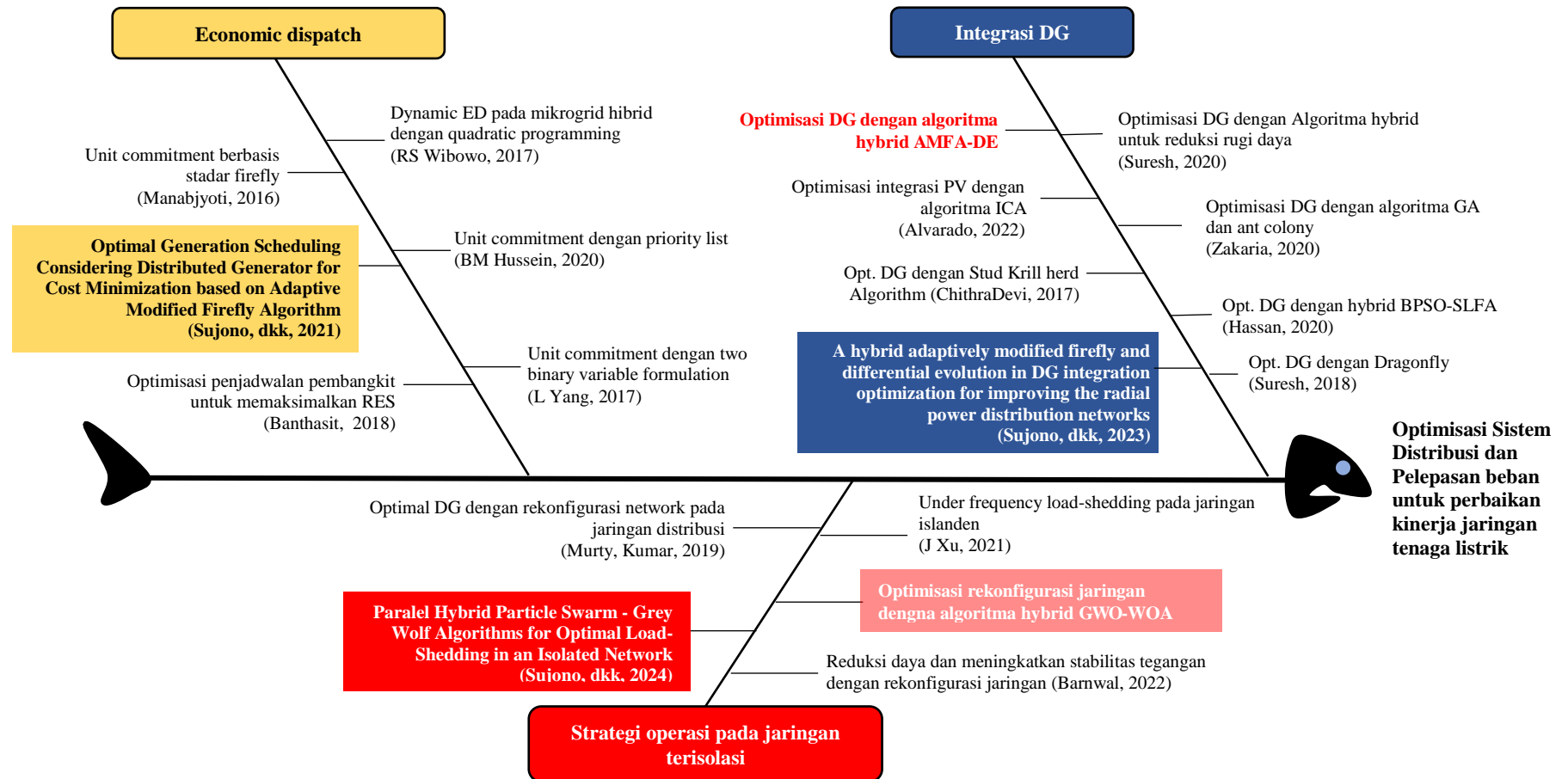
Tabel 2.3 Ringkasan Hasil Studi Literatur Terkait Optimisasi DG dan Pelepasan Beban

Ref.	Author(s)/Year	Fokus Optimisasi			Mode Operasi		Algoritma	Obyektif
		DG	LS	NR	GC	IS		
[31]	L. A. Alnabi, dkk. (2022)	√	-	-	√	-	Genetic Algorithm (GA)	Rugi daya dan profil tegangan
[30]	D. B. Prakash, dkk. (2018)	√	-	-	√	-	Whale Optimization Algorithm (WOA)	Power loss, deviasi tegangan, biaya pembangkitan, dan indek stabilitas tegangan
[41]	A. K. Barnwal, dkk. (2022)	√	-	√	-	√	Grey Wolf Optimizer (GWO)	Rugi daya dan indek stabilitas tegangan
[42]	S. Kamel, dkk. (2023)	√	-	√	-	√	Geometric Mean Optimization (GMO)	Rugi daya, deviasi tegangan, dan indek stabilitas tegangan
[43]	J. Xu, dkk. (2021)	-	√	-	-	√	Mixed Integer Quadratic Constraint Programming (MIQCP)	Total pelepasan beban dari jaringan
[46]	X. Wu, dkk. (2017)	-	√	-	-	√	Sub-Gradient Algorithm	Total pelepasan beban dari jaringan
[39]	V. V. V. S. N. Murty, dkk. (2019)	√	-	√	-	√	Gravitational Search Algorithm, General algebraic modelling system, dan GA	Rugi daya dan Penghematan biaya tahunan
[51]	J. Jallad, dkk. (2018)	-	√	-	-	√	Hybrid Firefly dan Particle Swarm Optimization (FAPSO)	Beban yang dipertahankan dalam jaringan dan profil tegangan
[50]	A. Khamis, dkk. (2018)	-	√	-	-	√	Backtracking Search Algorithm (BSA)	Margin stabilitas tegangan dan beban yang dipertahankan dalam jaringan
	Sujono, dkk.	√	√	-	√	√	Hibrid paralel dari Particle Swam-Grey Wolf Optimizer (PS-GWO)	Rugi daya, deviasi tegangan, beban yang dipertahankan dalam jaringan, dan cadangan daya
Keterangan: - Optimization focus: DG (Lokasi dan kapasitas DG); NR (Rekonfigurasi jaringan); LS (Pelepasan beban) - Operation mode: GC (Tersambung dengan grid); IS (Terisolasi)								

Dalam pencarian lokal, pemilihan tiga solusi terbaik untuk digunakan dalam pembaruan solusi pada setiap iterasi dapat mempercepat konvergensi GWO [62][63]. Penggabungan kelebihan dari kedua algoritma tersebut memungkinkan sebuah algoritma yang dapat konvergen dengan cepat dan memiliki kualitas solusi yang lebih baik.

Penelitian ini mengusulkan algoritma hybrid paralel Particle Swarm-Grey Wolf Optimizer (PS-GWO) untuk optimisasi pelepasan beban. Optimisasi ini bertujuan untuk mengurangi daya DG yang tidak terserap oleh beban yang tersisa di jaringan dan mempertahankan tegangan bus beban dalam batas yang ditentukan. Algoritma yang diusulkan adalah melakukan hibridisasi secara paralel untuk mendapatkan solusi terbaik antara PSO dan GWO pada setiap iterasi, yang digunakan pada iterasi berikutnya agar lebih cepat konvergen dan mendapatkan solusi yang optimal secara global.

2.4. Diagram Tulang Ikan dan State of The Art



Gambar 2. 1. Diagram Tulang Ikan Posisi Penelitian

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3

METODE PENELITIAN

Pada bab ini akan membahas metode penelitian yang berfokus pada optimisasi pada sistem tenaga listrik. Fokus penelitian tersebut dikelompokkan menjadi tiga. Penelitian pertama fokus pada optimisasi besarnya pembangkitan daya yang dialokasikan pada tiap unit pembangkit. Penelitian kedua fokus pada optimisasi pembangkitan terdistribusi. Penelitian ketiga fokus pada optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terisolasi. Tahapan penelitian dan metode yang digunakan akan dijelaskan secara lengkap pada bagian selanjutnya pada bab ini.

3.1. Tahapan Penelitian

Pada sistem tenaga listrik, permintaan daya pada beban dipenuhi dengan mengkombinasikan pengaturan pembangkitan daya dari unit-unit pembangkit yang terhubung pada sistem tenaga tersebut. Besarnya daya pembangkitan tiap unit pembangkit sangat menentukan keseimbangan daya dan aliran daya dalam sistem tenaga. Aliran daya yang terjadi menyebabkan rugi-rugi daya pada saluran. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa pengaturan pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit akan menentukan pembebanan dan rugi-rugi daya yang pada saluran dalam jaringan sistem tenaga. Pengaturan pembangkitan daya dari unit pembangkit harus dilakukan secara optimal sehingga tidak ada saluran yang mengalami pembebanan melebihi kapasitasnya dan rugi-rugi daya saluran yang seminimal mungkin.

Unit pembangkit memiliki karakteristik biaya yang tergantung pada besarnya daya yang dibangkitkan. Berdasarkan karakteristik biaya pembangkitan tersebut terdapat titik optimal yang merupakan pembangkitan daya dengan biaya paling minimal. Pada umumnya, pembangkitan daya yang terlalu rendah atau terlalu tinggi menyebabkan efisiensi biaya yang rendah. Dengan demikian diperlukan optimisasi dalam menentukan daya pembangkitan dari seluruh pembangkit yang ada pada sistem tenaga untuk mencapai total biaya pembangkitan yang seminimal mungkin.

Sistem distribusi dengan karakteristik khas rasio cabang R/X yang tinggi dengan struktur topologi radial telah menjadi bagian yang paling luas dalam keseluruhan sistem tenaga. Regulasi tegangan yang buruk dan resistansi saluran yang tinggi mendominasi dalam meningkatkan rugi-rugi daya total sistem distribusi. Pada perkembangannya, DG menjadi populer sebagai penyelesaian masalah untuk meminimalkan kerugian daya sistem distribusi [23]. Pemasangan DG pada jaringan distribusi memiliki beberapa manfaat diantaranya untuk pengurangan rugi-rugi sistem total, peningkatan profil tegangan, pemenuhan beban puncak, dan peningkatan keandalan [25]. Keseluruhan manfaat tersebut dapat diwujudkan jika pemasangan DG dilakukan secara tepat dalam hal penentuan lokasi pemasangan, ukuran dan tingkat penetrasinya terhadap sistem.

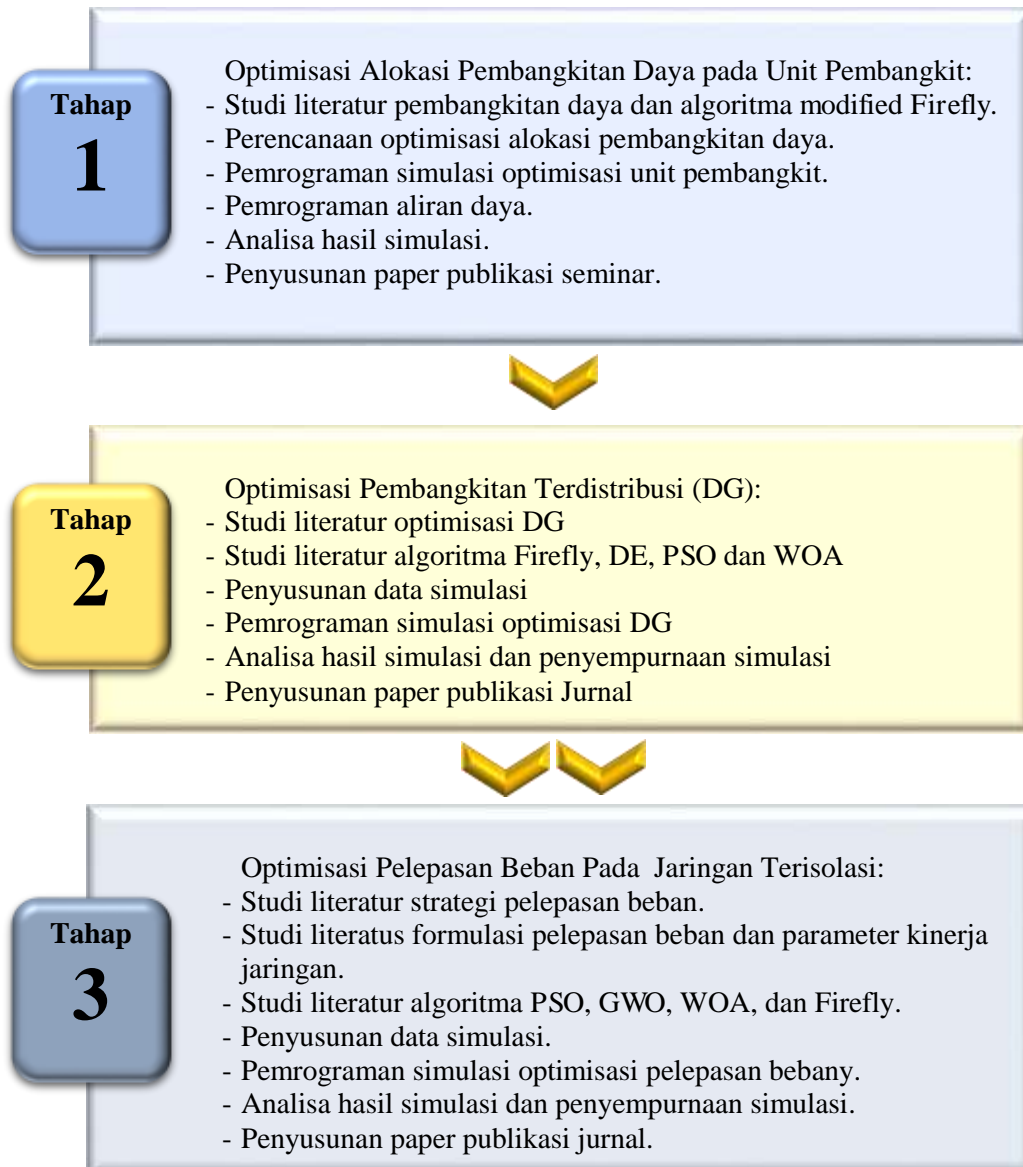
Permasalahan alokasi dan ukuran DG pada dasarnya adalah masalah optimisasi matematika. Berbagai solusi, dengan berbagai skenario, terus-menerus dicari saat menangani masalah alokasi dan ukuran. Berbagai macam teknik solusi diusulkan dalam literatur untuk menangani masalah penempatan dan ukuran DG pada sistem distribusi. Teknik solusi ini dapat secara luas diklasifikasikan sebagai metode optimisasi berbasis populasi atau teknik berbasis heuristik dan metode analitis. Metode optimisasi berbasis populasi secara luas diadaptasi dalam studi operasional dan perencanaan dan telah memberikan hasil yang memuaskan selama bertahun-tahun. Pendekatan analitis memiliki tingkat kerumitan yang lebih rendah daripada teknik heuristik. Namun demikian, analisa aliran daya secara lengkap masih harus dilakukan sebagai bagian dari prosedur solusi optimisasi penempatan dan ukuran DG.

Berdasarkan penjelasan tersebut di atas, maka dalam penelitian ini disajikan tahapan pelaksanaan penelitian yang dilakukan sebagaimana berikut ini :

1. Optimisasi pembangkitan daya yang dialokasikan pada tiap unit pembangkit untuk meminimalkan biaya operasional dan rugi daya pada sistem tenaga listrik dengan algoritma AMFA.
2. Optimisasi kapasitas DG untuk reduksi rugi daya dan perbaikan profil tegangan dengan metode algoritma AMFA dan DE.

3. Optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terisolasi dengan algoritma hybrid paralel PS-GWO.

Penelitian dilaksanakan secara bertahap sesuai dengan tiga fokus penelitian yang telah ditetapkan. Gambar 3.1 menyajikan detail tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini.



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

Pada tahap pertama, penelitian berfokus pada optimisasi unit pembangkit yang ada pada sistem tenaga listrik multi-sumber. Pada tahap kedua, penelitian berfokus pada optimisasi pembangkitan terdistribusi pada sistem tenaga listrik.

Pada tahap ketiga, penelitian berfokus pada optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi dengan pembangkit terdistribusi yang terisolasi. Untuk selanjutnya, teori dasar untuk pemodelan dan metode yang digunakan dalam optimisasi dibahas secara rinci.

3.2. Optimisasi Pembangkitan Daya

Optimisasi pembangkitan daya dari unit pembangkit bertujuan untuk menentukan pengaturan daya pembangkitan tiap-tiap unit pembangkit sehingga didapatkan keseimbangan daya biaya pembangkitan dan rugi daya yang minimal. Pada penelitian ini, optimisasi dilakukan dengan menerapkan algoritma adaptive modified firefly (AMFA) sebagai pengembangan dari algoritma standar firefly (FA) sehingga mampu konvergen lebih cepat dibandingkan dengan algoritma standar FA.

3.2.1. Karakteristik Input Output Pembangkit Termal

Dalam memenuhi kebutuhan daya dari beban, sebuah sistem tenaga listrik yang memiliki sebanyak n_g unit pembangkit diperlukan pengaturan daya pembangkitannya. Besarnya pembangkitan daya mempengaruhi biaya bahan bakar setiap unit pembangkit dalam bentuk persamaan ekuivalensi input-output. Unit pembangkit ke- i memiliki biaya bahan bakar (F_i) sebagai fungsi dari pembangkitan daya (P_i) [64], yang dinyatakan sebagai persamaan (1),

$$F_i(P_i) = a_i + b_i \cdot P_i + c_i \cdot (P_i)^2 \quad (1)$$

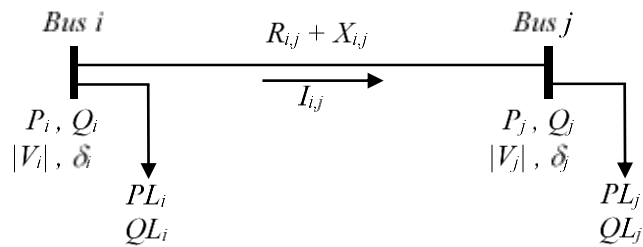
dengan a_i , b_i , dan c_i adalah konstanta input-output pembangkit termal ke- i .

Total biaya (F_t) bahan bakar untuk n_g pembangkit adalah jumlahan dari biaya masing-masing unit pembangkit yang ada pada sistem dan dapat dinyatakan sebagai persamaan (2),

$$F_t = \sum_{i=1}^{n_g} F_i \quad (2)$$

3.2.2. Rugi Daya Saluran

Impedansi suatu saluran menyebabkan kehilangan daya berbandin lurus dengan kuadrat arus saluran. Jaringan dua bus pada gambar 3.2 menjelaskan pengiriman daya dari bus-i ke bus-k melalui saluran penghubung dengan resistansi ($R_{i,j}$) dan reaktansi ($X_{i,j}$). Daya aktif dan reaktif pada bus-i masing-masing P_i dan Q_i , sedangkan pada bus-j masing-masing adalah P_j dan Q_j . Daya beban aktif dan reaktif pada bus-i masing-masing adalah PL_i dan QL_i , sedangkan pada bus-j masing-masing adalah PL_j dan QL_j .



Gambar 3. 2 Jaringan dua bus

Besarnya rugi daya aktif ($P_{loss_{i,j}}$) dan reaktif ($Q_{loss_{i,j}}$) terjadi pada saluran penghubung bus-i dan bus-j yang dialiri arus ($I_{i,j}$) dinyatakan dalam persamaan (3) dan (4).

$$P_{loss_{i,j}} = R_{i,j} \cdot |I_{i,j}|^2 \quad (3)$$

$$Q_{loss_{i,j}} = X_{i,j} \cdot |I_{i,j}|^2 \quad (4)$$

Pada jaringan distribusi dengan NL saluran, total rugi daya adalah akumulasi dari rugi daya tiap saluran pada jaringan dan dinyatakan sebagai persamaan (5) dan (6).

$$P_{loss_{total}} = \sum_{k=1}^{NL} R_k \cdot |I_k|^2 \quad (5)$$

$$Q_{loss_{total}} = \sum_{k=1}^{NL} X_k \cdot |I_k|^2 \quad (6)$$

dimana, NL adalah jumlah saluran dalam jaringan distribusi, k adalah nomor saluran, R_k dan X_k masing-masing adalah resistansi dan reaktansi pada saluran ke- k , dan I_k adalah arus yang mengalir pada saluran ke- k .

3.2.3. Algoritma Firefly Termodifikasi Adaptive

Algoritma firefly (FA) adalah salah satu algoritma metaheuristik yang dikembangkan oleh Xin Zhe Yang terinspirasi dari perilaku kunang-kunang dengan didasari pada 3 hal. Pertama, kunang-kunang bersifat unisex. Kedua, daya tarik individu adalah proporsional dengan tingkat kecerahan. Kunang-kunang yang memiliki kecerahan lebih tinggi akan menjadi daya tarik bagi yang kurang terang untuk bergerak mendekat. Tingkat kecerahan akan dipengaruhi oleh jarak antar kunang-kunang. Pada saat tidak ada perbedaan kecerahan, pergerakan kunang-kunang akan bersifat acak. Dan yang ketiga, nilai fungsi obyektif mempengaruhi kecerahan kunang-kunang.

Attractiveness adalah daya tarik dari individu kunang-kunang i bagi individu kunang-kunang j tergantung pada kecerahan (β_0), jarak (r) antar individu dan koefisien penyerapan cahaya (γ) antar individu tersebut yang dinyatakan dengan persamaan (7).

$$\beta = \beta_0 \cdot e^{(-\gamma \cdot r^m)}, m \geq 1 \quad (7)$$

r adalah jarak kartesian antar individu kunang-kunang i dengan individu kunang-kunang j yang masing-masing berada pada posisi X_i dan X_j dinyatakan dalam persamaan (8).

$$r_{ij} = \|X_i - X_j\| = \sqrt{\sum_{m=1}^k (X_{j,m} - X_{i,m})^2} \quad (8)$$

$X_{j,m}$ dan $X_{i,m}$ masing-masing adalah komponen ke- m koordinat spasial dari individu kunang-kunang i dan j .

Untuk kasus dua dimensi, jumlah komponen koordinat posisi adalah dua, sehingga persamaan jarak dapat dituliskan menjadi seperti persamaan (9).

$$r_{ij} = \|X_i - X_j\| = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2} \quad (9)$$

Kunang-kunang yang memiliki kecerahan lebih rendah akan bergerak menuju kunang-kunang X_j yang lebih cerah. Posisi akhir X_i dapat dinyatakan dengan persamaan (10):

$$X_i = X_i + \beta_0 \cdot e^{(-\gamma \cdot r^m)} (X_j - X_i) + \alpha \cdot \varepsilon \quad (10)$$

dimana ε adalah nilai acak dalam rentang antara 0 dan 1.

Dari persamaan (10) menunjukkan bahwa pergerakan suatu kunang-kunang memiliki 3 komponen, yaitu posisi awal kunang-kunang (X_i), pergerakan menuju kunang-kunang yang lebih cerah, dan pergerakan kunang-kunang secara acak dengan rentang [0,1]. Komponen pergerakan acak ini bisa menyebabkan pergerakan kunang-kunang menjadi tidak terarah yang bisa menyebabkan perlambatan konvergensi bahkan bisa terjebak dalam lokal optima. Hal ini menjadi alasan utama untuk modifikasi algoritma FA sehingga kinerjanya meningkat dengan meredam komponen pergerakan acak tersebut secara bertahap seiring dengan iterasi. Peredaman tersebut dilakukan dengan menyesuaikan nilai koefisien pergerakan acak (α) seiring dengan berjalannya iterasi (k) yang terjadi mengikuti persamaan (11) [65].

$$\alpha^{k+1} = \alpha^k \left(\frac{1}{2^{k_{max}}}\right)^{\left(\frac{1}{k_{max}+1}\right)} \quad (11)$$

3.2.4. Obyektif dan Kendala Optimisasi

Obyektif dari optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit adalah untuk meminimalkan total biaya pembangkitan daya dari seluruh unit pembangkit yang ada dalam jaringan sistem tenaga. Berdasarkan persamaan (2), maka fungsi obyektif optimisasi tersebut dapat dinyatakan dalam persamaan (12).

$$f_{obyektif} = \min \left\{ \sum_{i=1}^{n_g} F_i \right\} \quad (12)$$

Dalam proses optimisasi unit pembangkit, terdapat beberapa batasan atau kendala yang harus dipatuhi. Kendala-kendala tersebut diantaranya adalah sebagai berikut:

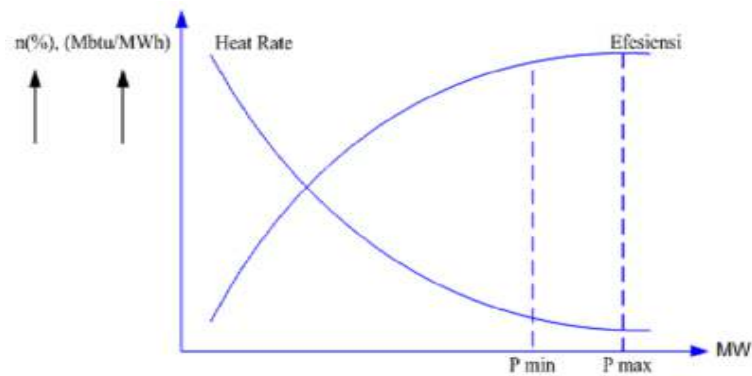
a. Keseimbangan daya dalam sistem tenaga

Hal penting pertama adalah bahwa seluruh kebutuhan daya beban (P_{Load}) pada sistem harus terpenuhi melalui pembangkitan daya dari unit pembangkit (P_i). Pada proses pengiriman daya dari pembangkit menuju beban mengalami rugi-rugi daya pada saluran (P_{Loss}). Dengan demikian daya yang dibangkitkan oleh pembangkit harus setara dengan total dari daya beban dan rugi daya pada saluran yang dinyatakan dalam persamaan (13).

$$\sum_{i=1}^{n_g} P_i = P_{Load} + P_{Loss} \quad (13)$$

b. Batas pembangkitan dari unit pembangkit

Sebagaimana telah disinggung sebelumnya bahwa biaya input bahan bakar suatu unit pembangkit sangat tergantung pada besarnya output daya yang dibangkitkan. Selanjutnya daya output yang dibangkitkan akan menentukan efisiensi dari suatu pembangkit. Secara umum, karakteristik heat rate dan efisiensi unit pembangkit termal terhadap besarnya daya output yang dibangkitkan ditunjukkan pada gambar 3.3 [6].



Gambar 3. 3 Heat rate dan Efisiensi Pembangkit Tenaga Listrik Termal

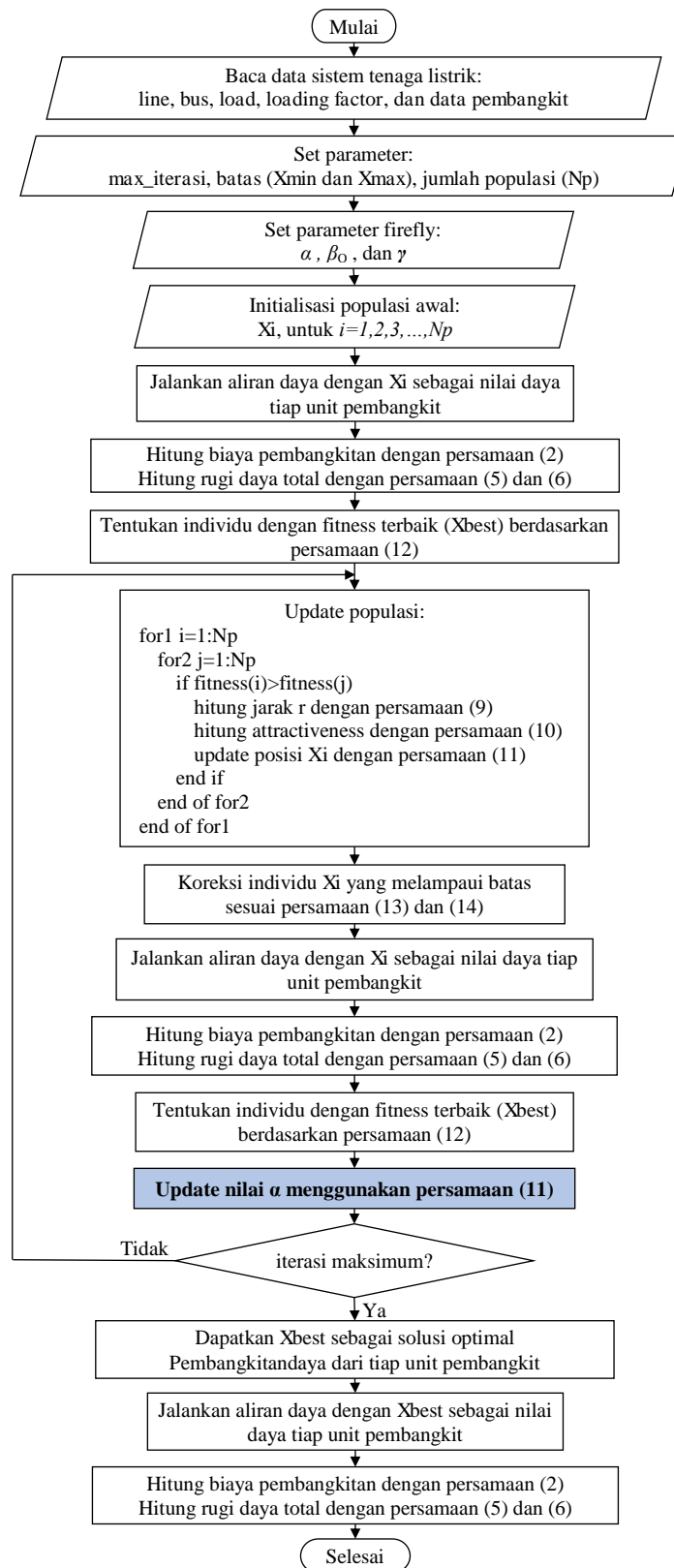
Efisiensi tinggi terjadi pada saat pembangkitan berkisar antara P_{min} dan P_{max} dimana pada rentang tersebut memiliki nilai heat rate yang rendah. Dengan demikian dapat ditetapkan sebagai kendala kedua adalah output daya suatu pembangkit (P_i) harus berada dalam rentang antara P_{min} dan P_{max} agar

didapatkan efisiensi yang tinggi dari suatu unit pembangkit. Kendala tersebut dapat dinyatakan dalam persamaan (14) berikut ini.

$$P_{i_{min}} \leq P_i \leq P_{i_{max}} \quad (14)$$

3.2.5. Diagram Alir Optimisasi

Diagram alir optimisasi unit pembangkit pada sistem tenaga listrik menggunakan algoritma AMFA adalah sebagaimana ditunjukkan pada 3.4.



Gambar 3. 4 Diagram Alir Optimisasi Unit Pembangkit Menggunakan Algoritma AMFA

Berdasarkan diagram alir pada gambar 3.4, proses optimisasi unit pembangkit pada sistem tenaga listrik dapat dijelaskan lebih detail sebagai berikut :

1. Proses diawali dengan pembacaan data sistem tenaga listrik yang terdiri dari jumlah bus (N_{bus}), jumlah saluran (N_l), impedansi saluran (R_l dan X_l), data beban tiap bus (L_{bus}), loading factor yang menunjukkan tingkat pembebanan yang diberikan berapa % dari beban dasar, kapasitas pembangkit (P_{min} , P_{max} , Q_{min} , dan Q_{max}), dan data koefisien biaya tiap pembangkit (a , b , dan c).
2. Menetapkan jumlah iterasi maksimum ($max_iterasi$), batas nilai individu firefly (X_{min} dan X_{max}), dan jumlah populasi firefly yang digunakan (N_p). N_p merupakan jumlah individu firefly dalam populasi yang bertindak sebagai kandidat solusi dalam optimisasi.
3. Menetapkan parameter algoritma firefly yang terdiri dari koefisien pergerakan acak (α), kecerahan (β_0), dan koefisien penyerapan cahaya (γ).
4. Inisialisasi populasi awal secara random untuk memberikan nilai awal terhadap individu dalam populasi. X_i menyatakan individu ke- i dalam populasi yang memuat nilai-nilai awal pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit yang ada dalam optimisasi. Untuk kasus optimisasi terhadap n unit pembangkit, maka $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}]$ untuk $i = 1, 2, 3, \dots, N_p$.
5. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode Newton Raphson untuk tiap X_i sebagai data pembangkitan dari tiap unit pembangkit sehingga akan didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya.
6. Melakukan perhitungan biaya pembangkitan dan rugi daya total dalam jaringan untuk seluruh solusi aliran daya yang didapatkan menggunakan persamaan (2), (5), dan (6).
7. Menentukan X_{best} yaitu individu dengan fitness terbaik berdasarkan persamaan (12).
8. Melakukan update nilai seluruh individu dalam populasi X_i dengan persamaan (9), (10), dan (11).

9. Melakukan koreksi terhadap nilai individu yang melampaui batas X_{\min} dan X_{\max} . Koreksi ini bertujuan agar nilai individu X_i selalu dalam batas yang diijinkan yaitu antara X_{\min} dan X_{\max} .
10. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode Newton Rapshon untuk tiap X_i sebagai data pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit sehingga akan didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya.
11. Melakukan perhitungan biaya pembangkitan dan rugi daya total dalam jaringan dengan persamaan (2), (5), dan (6).
12. Menentukan X_{best} yaitu individu dengan fitness terbaik berdasarkan persamaan (12).
13. Melakukan update koefisien pergerakan acak (α) dari firefly dengan persamaan (11). Update ini bertujuan untuk meredam pergerakan acak individu ketika proses semakin mendekati solusi optimal sehingga bisa mempercepat konvergensi.
14. Jika iterasi maksimal belum tercapai, perhitungan dilanjutkan dengan kembali ke langkah nomor 8.
15. Jika iterasi maksimal sudah tercapai, nilai X_{best} ditetapkan sebagai solusi optimal yang diinginkan dan perhitungan dilanjutkan ke langkah 16.
16. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode Newton Rapshon dengan X_{best} sebagai data pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit.
17. Melakukan perhitungan biaya pembangkitan dan rugi daya total dalam jaringan dengan persamaan (2), (5), dan (6).
18. Sampai tahap ini telah didapatkan solusi optimal dari besarnya pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit, biaya pembangkitan, dan rugi daya dalam sistem tenaga listrik.

3.3. Optimisasi DG pada Jaringan Distribusi

Integrasi DG pada jaringan distribusi adalah menempatkan pembangkit pada lokasi yang dekat dengan pusat beban sehingga mampu memperbaiki kualitas

jaringan distribusi. Perbaikan kualitas jaringan distribusi bisa mencakup beberapa hal diantaranya adalah reduksi rugi daya, perbaikan profil tegangan, reduksi deviasi tegangan, reduksi pembebanan saluran, dan meningkatkan indek stabilitas tegangan dalam jaringan. Optimisasi DG adalah upaya untuk menentukan lokasi pemasangan dan kapasitas daya DG yang paling optimal untuk diintegrasikan pada jaringan distribusi. Pada penelitian ini dilakukan kajian optimisasi DG untuk mereduksi rugi daya dan deviasi tegangan dengan memperhitungkan tingkat pembebanan jaringan dan faktor daya DG.

3.3.1. Indek Sensitivitas

Pemasangan DG pada suatu bus dalam jaringan distribusi berfungsi untuk menginjeksi daya ke dalam jaringan, sehingga akan mempengaruhi keseimbangan daya, aliran daya dan profile tegangan bus dalam jaringan. Indeks sensitivitas (Sk) merupakan parameter yang biasa digunakan untuk mengukur pengaruh lokasi penempatan DG pada bus tertentu terhadap tegangan bus secara keseluruhan pada sistem [66]. Berdasarkan pertimbangan tersebut, indek sensitivitas (Sk) menjadi acuan penting untuk menentukan lokasi DG. Secara matematis, indeks sensitivitas (Sk) dapat dinyatakan sebagai persamaan (15).

$$S_k = \sum_{i=2}^{n_b} V_{i,k}^{wDG} kVA_i + \Delta V_k^{max} \quad (15)$$

Dengan $V_{i,k}^{wDG}$ adalah tegangan pada bus-i setelah pemasangan DG pada bus-k, kVA_i adalah daya kVA pada bus-i, dan ΔV_k^{max} adalah nilai maksimum dari perubahan tegangan suatu bus untuk kondisi sebelum dan setelah pemasangan DG pada bus-k. Nilai kVA_i dan ΔV_k^{max} ditentukan menggunakan persamaan (16) dan (17) berikut ini:

$$kVA_i = \sqrt{(PL_i)^2 + (QL_i)^2} \quad (16)$$

$$\Delta V_k^{max} = \max |V_{i,k}^{wDG} - V_{i,k}^{noDG}|, i = 2, 3, \dots, n_b \quad (17)$$

dengan $V_{i,k}^{noDG}$ adalah tegangan pada bus-i sebelum pemasangan DG pada bus-k, PL_i dan QL_i masing-masing adalah daya aktif dan reaktif beban pada bus-i, dan n_b adalah jumlah bus dalam jaringan.

Indek sensitivitas (Sk) mengindikasikan seberapa sensitif suatu bus untuk dipasangkan DG. Semakin besar nilai Sk suatu bus menunjukkan bahwa semakin besar juga pengaruh pemasangan DG pada bus tersebut terhadap peningkatan tegangan bus dalam jaringan. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa bus dengan Sk yang terbesar adalah bus yang paling prioritas untuk dipilih sebagai lokasi pemasangan DG.

3.3.2. Indek Deviasi Tegangan

Panjang saluran dalam jaringan menyebabkan penurunan tegangan secara proporsional dengan total impedansi saluran. Total deviasi tegangan (TDV) adalah akumulasi kuadrat dari perbedaan tegangan suatu bus (V_i) terhadap batas tegangan maksimum (V_{max}) dan batas tegangan minimum (V_{min}). Secara matematis, TDV dapat dinyatakan sebagai persamaan (18).

$$TDV = \sum_{i=2}^{n_b} \left\{ (V_i - V_{min})^2 + (V_{max} - V_i)^2 \right\} \quad (18)$$

Pemasangan DG pada jaringan akan merubah profil tegangan bus sehingga nilai TDV dipastikan juga berubah. Perbandingan antara nilai TDV untuk kondisi setelah dan sebelum pemasangan DG disebut Indek Deviasi Tegangan (VDI). Secara matematis, VDI dapat ditentukan menggunakan persamaan (19) berikut ini:

$$VDI = \frac{\sum_{i=2}^{NB} \left\{ (V_i^{wDG} - V_{min})^2 + (V_i^{wDG} - V_{max})^2 \right\}}{\sum_{i=2}^{NB} \left\{ (V_i^{noDG} - V_{min})^2 + (V_i^{noDG} - V_{max})^2 \right\}} \quad (19)$$

dengan V_i^{wDG} adalah tegangan bus- i setelah pemasangan DG, V_i^{noDG} adalah tegangan bus- i sebelum pemasangan DG, n_b adalah jumlah bus dalam jaringan, V_{min} dan V_{max} adalah batas minimal dan maksimal dari tegangan bus yaitu 0.95 p.u. dan 1.05 p.u.

VDI digunakan untuk menilai pengaruh pemasangan DG terhadap profil tegangan dari keseluruhan bus dalam jaringan. Nilai VDI berkisar antara 0 dan 1. Semakin rendah nilai VDI menunjukkan bahwa pemasangan DG semakin efektif memperbaiki profile tegangan. Nilai $VDI=1$ menunjukkan bahwa pemasangan DG

tidak bisa memperbaiki profile tegangan, karena TDV setelah pemasangan DG bernilai sama dengan TDV untuk kondisi sebelum pemasangan DG.

3.3.3. Algoritma Differential Evolution

Algoritma Differential Evolution (DE) adalah algoritma berbasis evolusi individu dalam populasi. Tahapan algoritma DE terdiri dari inisialisasi, mutasi, crossover, dan seleksi yang dilakukan secara berurutan [67]. Inisialisasi adalah proses pertama untuk menentukan solusi awal dari permasalahan optimisasi. Mutasi adalah proses pembangkitan mutan dari target mutasi yang dipilih secara acak. Crossover adalah persilangan antara mutan dan target untuk menghasilkan solusi turunan yang baru. Seleksi adalah memilih salah satu dari solusi awal yang terpilih sebagai target mutasi atau solusi turunan untuk mempertahankan jumlah populasi.

Populasi adalah kumpulan dari kandidat solusi dari optimisasi. Dimensi dari populasi tergantung pada jumlah variabel solusi yang ada dalam permasalahan optimisasi yang akan dipecahkan. Pada penelitian ini, algoritma DE digunakan untuk optimisasi kapasitas dari tiga unit DG yang diintegrasikan ke dalam jaringan distribusi. Sehingga jumlah variabel solusi adalah sebanyak tiga variabel yang merepresentasikan kapasitas masing-masing DG. Dengan demikian populasi dari solusi dapat dituliskan sebagai persamaan (20):

$$X_i^t = (X_{i,1}, X_{i,2}, X_{i,3}), \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, nP. \quad (20)$$

dengan nP adalah jumlah populasi dan t mengindikasikan iterasi. $X_{i,1}$, $X_{i,2}$, dan $X_{i,3}$ merepresentasikan kapasitas ketiga unit DG yang dioptimisasi.

Batas minimum dan maksimum untuk nilai dari setiap elemen solusi didefinisikan dalam persamaan (21) dan (22).

$$X_{min} = (X_{min 1}, X_{min 2}, X_{min 3}) \quad (21)$$

$$X_{max} = (X_{max 1}, X_{max 2}, X_{max 3}) \quad (22)$$

Tahap pertama dari algoritma DE adalah inisialisasi yaitu menentukan nilai populasi awal untuk calon solusi dari kapasitas DG. Nilai tersebut ditentukan secara

acak dan harus memenuhi batas minimum dan maksimum serta ukuran populasi. Secara matematis, inisialisasi populasi dapat dinyatakan dengan persamaan (23).

$$X_i = X_{min\ j} + rand.(X_{min\ j} - X_{max\ j}) \quad (23)$$

dengan i adalah sesuai jumlah populasi yaitu $i=1,2,3,\dots, nP$ dan j adalah dimensi solusi atau jumlah variabel solusi. Untuk optimisasi kapasitas tiga unit DG, maka berlaku $j=1, 2,$ dan 3 . Sementara $rand$ adalah nilai random dalam rentang antara 0 dan 1.

Setelah populasi awal disusun, tahap selanjutnya adalah mutasi yaitu menyusun mutant (Y_i) yang dipilih secara acak dari populasi X_i . Secara matematis proses mutasi dapat dinyatakan dalam persamaan (24) berikut ini:

$$Y_i = X_{r_1} + F(X_{r_2} - X_{r_3}) \quad (24)$$

r_1 adalah indek dari target mutasi, r_2 dan r_3 adalah indek dari solusi yang terpilih untuk membuat mutant, $r_1, r_2, r_3 \in [1, nP]$ dan $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$; X_{r_1} adalah individu dalam populasi yang terpilih sebagai target mutasi, X_{r_2} dan X_{r_3} adalah dua individu solusi yang terpilih sebagai untuk melakukan mutasi, sedangkan F adalah faktor mutasi yang bernilai antara 0 dan 1.

Tahap berikutnya adalah crossover yaitu persilangan antara individu target (X_i) dengan mutant (Y_i) untuk mendapatkan keturunan sebagai trial solution (Z_i). Proses persilangan ini secara matematis dapat dinyatakan sebagai persamaan (25).

$$Z_{i,j} = \begin{cases} Y_{i,j} & \text{if } rand[0,1] < CR \text{ or } j = k \\ X_{i,j} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (25)$$

CR adalah crossover rate, $rand[0,1]$ adalah nilai random antara 0 dan 1, dan $k \in \{1,2,3\}$. Sampai tahap ini telah didapatkan individu turunan (Z_i) sebagai trial solution.

Tahap selanjutnya adalah seleksi yaitu untuk menentukan pilihan apakah Z_i akan menggantikan X_i . Proses seleksi didasarkan pada nilai fitness yang terbaik antara Z_i dan X_i . Nilai fitness ditentukan berdasarkan obyektif optimisasi. Secara matematis, proses seleksi dapat dinyatakan sebagai persamaan (26)

$$X_i = \begin{cases} Z_i & \text{if } f(Z_i) \leq f(X_i) \\ X_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (26)$$

$f(Z_i)$ dan $f(X_i)$ masing-masing adalah fitness dari Z_i dan X_i . Jika fitness dari individu turunan Z_i lebih baik yaitu $f(Z_i) \leq f(X_i)$, maka akan dipakai untuk menggantikan nilai X_i . Sebaliknya jika fitness X_i lebih baik, maka X_i akan dipertahankan.

3.3.4. Obyektif dan Kendala Optimisasi

Optimisasi DG mencakup lokasi pemasangan dan kapasitas daya DG. Optimisasi dilakukan dua tahap. Tahap pertama adalah optimisasi lokasi pemasangan DG dengan obyektif untuk memaksimalkan indek sensitivitas (Sk) menggunakan algoritma AMFA. Tahap kedua adalah optimisasi kapasitas daya DG dengan obyektif untuk meminimalkan rugi daya dan indek deviasi tegangan menggunakan algoritma DE.

Obyektif optimisas lokasi pemasangan DG adalah untuk memaksimalkan indek sensitivitas (Sk) pada persamaan (15). Dengan demikian fungsi obyektif dari optimisasi lokasi pemasangan DG dapat dinyatakan dalam persamaan (27).

$$F_{obj-1} = \max(S_k) \quad (27)$$

Setelah didapatkan lokasi DG yang optimal, dilanjutkan optimisasi kapasitas DG dengan obyektif untuk meminimalkan rugi daya ($Ploss$) dan indek deviasi tegangan (VDI) yang dikombinasikan dengan weighted sum method. Metode ini akan menjumlahkan masing-masing komponen obyektif melalui faktor bobot (w). Berdasarkan persamaan (5) dan (19), fungsi obyektif optimisasi dapat dinyatakan sebagai persamaam (28) berikut ini:

$$F_{obj-2} = \min(w_1 \cdot Ploss + w_2 \cdot VDI) \quad (28)$$

dengan w_1 dan w_2 adalah faktor bobot, dimana $w_1 + w_2 = 1$.

Dalam proses optimisasi lokasi dan kapasitas DG, terdapat beberapa batasan atau kendala yang harus dipatuhi antara lain adalah sebagai berikut:

a. Keseimbangan daya

Untuk jaringan dengan n_b bus dan n_l saluran, keseimbangan daya dapat dinyatakan sebagai persamaan (29) dan (30) berikut ini:

$$P_{ss} + \sum_{i=1}^{n_{DG}} P_{DG\ i} = \sum_{j=1}^{n_b} P_{L\ j} + \sum_{k=1}^{n_l} P_{loss\ k} \quad (29)$$

$$Q_{ss} + \sum_{i=1}^{n_{DG}} Q_{DG\ i} = \sum_{j=1}^{n_b} Q_{L\ j} + \sum_{k=1}^{n_l} Q_{loss\ k} \quad (30)$$

Dengan P_{ss} dan Q_{ss} adalah daya dari jaringan utama (substation), $P_{DG\ i}$ dan $Q_{DG\ i}$ adalah daya pembangkitan pada DG-i, $P_{L\ j}$ dan $Q_{L\ j}$ adalah daya beban pada bus-j, sedangkan $P_{loss\ k}$ dan $Q_{loss\ k}$ adalah rugi daya pada saluran k.

b. Tegangan bus

$|V_j|$ adalah magnitudo tegangan bus j dan nilainya harus dalam rentang antara batas minimal ($|V_{min}|$) dan maksimal ($|V_{max}|$).

$$|V_{min}| \leq |V_j| \leq |V_{max}|, j = 1, 2, 3, \dots, n_b \quad (31)$$

c. Pembangkitan daya pada DG

Besarnya pembangkitan daya pada DG harus dalam rentang antara batas minimal (P_{DG}^{min}) dan maksimal (P_{DG}^{max}).

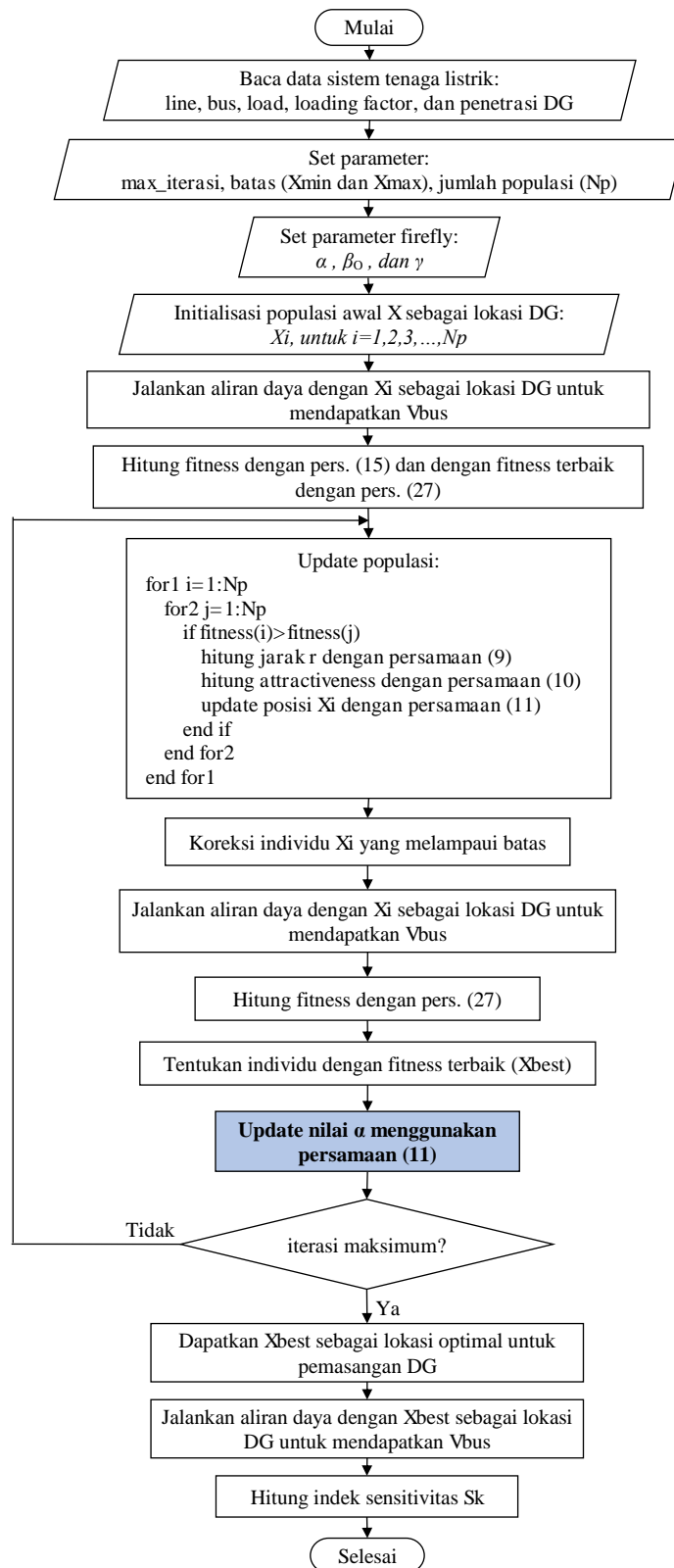
$$P_{DG}^{min} \leq P_{DG\ i} \leq P_{DG}^{max}, \text{ dengan } i = 1, 2, 3, \dots, n_{DG} \quad (32)$$

$$Q_{DG}^{min} \leq Q_{DG\ i} \leq Q_{DG}^{max}, \text{ dengan } i = 1, 2, 3, \dots, n_{DG} \quad (33)$$

dengan $P_{DG\ i}$ dan $Q_{DG\ i}$ adalah pembangkitan daya pada DG, P_{DG}^{min} dan Q_{DG}^{min} adalah batas minimal pembangkitan daya DG, P_{DG}^{max} dan Q_{DG}^{max} adalah batas maksimal pembangkitan daya DG, dan n_{DG} adalah jumlah DG

3.3.5. Diagram Alir Optimisasi DG Menggunakan Kombinasi Algoritma AMFA dan DE

Sebagaimana telah disebutkan sebelumnya bahwa optimisasi DG dibagi dalam dua tahap. Pada tahap pertama dilakukan optimisasi lokasi penempatan DG dengan algoritma adaptive modified firefly (AMFA), dan tahap kedua adalah optimisasi kapasitas daya DG menggunakan algoritma differential evolution (DE). Diagram alir optimisasi lokasi penempatan DG disajikan pada gambar 3.5, dan diagram alir optimisasi kapasitas daya DG ditunjukkan pada gambar 3.6.

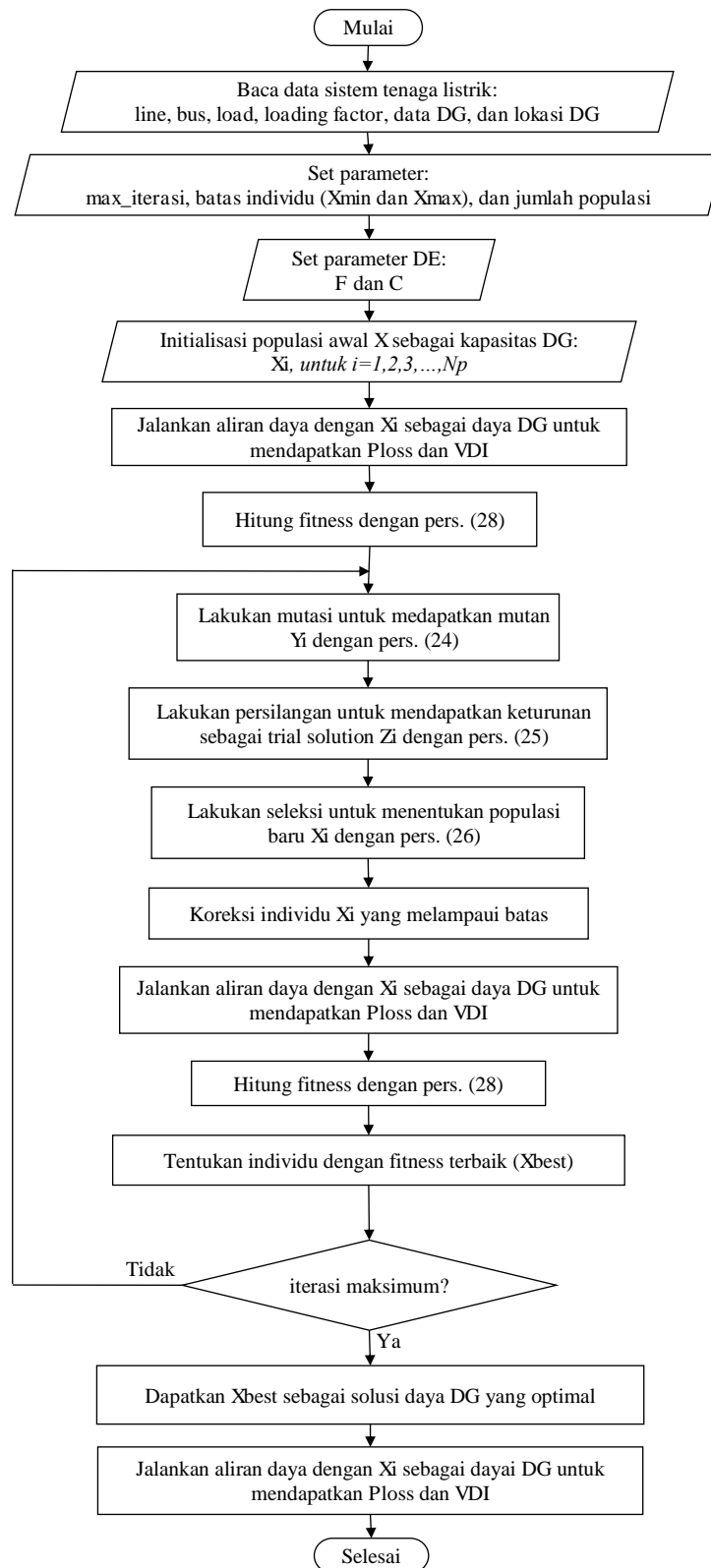


Gambar 3. 5 Diagram Alir Optimisasi Lokasi DG dengan Algoritma AMFA

Berdasarkan diagram alir pada gambar 3.5, proses optimisasi lokasi pemasangan DG dapat dijelaskan lebih detail sebagai berikut :

1. Proses diawali dengan pembacaan data sistem tenaga listrik yang terdiri dari impedansi saluran (R_i dan X_i), beban tiap bus (L_{bus}), jumlah bus (N_{bus}), jumlah saluran (N_l), loading factor yang menunjukkan tingkat pembebanan yang diberikan berapa % dari beban dasar, dan tingkat penetrasi DG..
2. Menetapkan jumlah iterasi maksimum ($max_iterasi$), batas nilai individu firefly (X_{min} dan X_{max}), dan jumlah populasi yang digunakan (N_p). N_p merupakan jumlah individu dalam populasi yang bertindak sebagai kandidat solusi dalam optimisasi.
3. Menetapkan parameter algoritma FA yang terdiri dari koefisien pergerakan acak (α), attractiveness (β_o), dan koefisien penyerapan cahaya (γ).
4. Inisialisasi populasi awal secara random untuk memberikan nilai awal terhadap individu dalam populasi. X_i menyatakan individu ke- i dalam populasi yang memuat data lokasi awal penempatan DG yang dioptimisasi. Untuk kasus optimisasi penempatan terhadap m unit DG, maka $X_i=[X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}]$ untuk $i=1,2,3, \dots, N_p$.
5. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode backward/forward sweep (BFS) untuk tiap X_i sebagai data lokasi DG. Sampai dengan tahap ini didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya beserta tegangan tiap-tiap bus dalam jaringan (V_{bus}).
6. Melakukan perhitungan fitness (S_k) untuk tiap individu populasi dengan persamaan (15).
7. Menentukan X_{best} yaitu individu dengan fitness terbaik yaitu yang memiliki nilai S_k terbesar sesuai persamaan (27).
8. Melakukan update nilai seluruh individu dalam populasi X_i dengan persamaan (9), (10), dan (11).

9. Melakukan koreksi terhadap nilai individu yang melampaui batas X_{\min} dan X_{\max} . Koreksi ini bertujuan agar nilai individu X_i selalu dalam batas yang diijinkan yaitu antara X_{\min} dan X_{\max} .
10. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode BFS untuk tiap X_i sebagai data lokasi DG sehingga akan didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya beserta tegangan tiap-tiap bus dalam jaringan (V_{bus}).
11. Melakukan perhitungan fitness (S_k) untuk tiap individu populasi dengan persamaan (15).
12. Menentukan X_{best} yaitu individu dengan fitness terbaik yaitu yang memiliki nilai S_k terbesar sesuai persamaan (27).
13. Melakukan update koefisien pergerakan acak (α) dari FA dengan persamaan (11). Update ini bertujuan untuk mereduksi pergerakan acak individu ketika proses semakin mendekati solusi optimal dan mampu mempercepat konvergensi.
14. Jika iterasi maksimal belum tercapai, perhitungan dilanjutkan dengan kembali ke langkah nomor 8.
15. Jika iterasi maksimal sudah tercapai, nilai X_{best} ditetapkan sebagai solusi optimal untuk lokasi pemasangan DG yang diinginkan dan perhitungan dilanjutkan ke langkah 16.
16. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode BFS dengan X_{best} sebagai lokasi pemasangan DG untuk mendapatkan tegangan bus (V_{bus}), arus saluran (I_{branch}).
17. Melakukan perhitungan indek sensitivitas (S_k) dan rugi-rugi saluran.
18. Sampai tahap ini telah didapatkan lokasi optimal untuk penempatan DG, tegangan bus, dan arus tiap saluran, dan rugi daya saluran dalam jaringan distribusi.



Gambar 3. 6 Diagram Alir Optimisasi Kapasitas DG Menggunakan DE

Berdasarkan diagram alir pada gambar 3.6, proses optimisasi kapasitas daya DG dapat dijelaskan secara lengkap dalam urutan langkah-langkah berikut ini:

1. Proses diawali dengan pembacaan data sistem tenaga listrik yang terdiri dari impedansi saluran (R_i dan X_i), beban tiap bus (L_{bus}), jumlah bus (N_{bus}), jumlah saluran (N_l), loading factor yang menunjukkan tingkat pembebanan yang diberikan berapa % dari beban dasar, dan batas kapasitas DG (P_{DG-min} dan P_{DG-max}), faktor daya DG (pf_{DG}), dan bus lokasi DG (bus_{DG}).
2. Menetapkan jumlah iterasi maksimum ($max_iterasi$), batas nilai individu ($X_{min}=P_{DG-min}$ dan $X_{max}=P_{DG-max}$), dan jumlah populasi yang digunakan (N_p). N_p merupakan jumlah individu dalam populasi yang bertindak sebagai kandidat solusi dalam optimisasi.
3. Menetapkan parameter algoritma DE yang terdiri dari mutation factor (F) dan crossover rate (C).
4. Inisialisasi populasi awal secara random untuk memberikan nilai awal terhadap individu X dalam populasi. X_i menyatakan individu ke- i dalam populasi yang memuat data kapasitas daya DG. Untuk kasus optimisasi kapasitas daya terhadap m unit DG, maka $X_i=[X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}]$ untuk $i=1, 2, 3, \dots, N_p$.
5. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode backward/forward sweep (BFS) untuk tiap X_i sebagai daya DG. Sampai dengan tahap ini telah didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya beserta tegangan tiap-tiap bus dalam jaringan (V_{bus}) dan arus tiap saluran (I_{branch}).
6. Menghitung rugi daya (P_{loss}) dan voltage deviation index (VDI) masing-masing dengan persamaan (5) dan (19) untuk tiap-tiap hasil analisa aliran daya pada langkah 5.
7. Melakukan perhitungan fitness untuk tiap individu dalam populasi dengan persamaan (28).
8. Memilih dua individu secara acak untuk diterapkan proses mutasi dengan persamaan (24) sehingga didapatkan mutan (Y_i) sebagai individu baru.

9. Memilih satu individu secara acak (X_{ij}) sebagai target untuk dilakukan persilangan atau crossover dengan mutan (Y_i) sehingga didapatkan individu baru sebagai trial solution (Z_{ij}). Proses persilangan dilakukan dengan menerapkan persamaan (25).
10. Melakukan proses seleksi. Pada proses seleksi, jika fitness dari Z_{ij} lebih baik daripada fitness X_{ij} , maka Z_{ij} digunakan untuk menggantikan X_{ij} dalam populasi. Jika sebaliknya, maka Z_{ij} tidak digunakan dan X_{ij} tetap dipertahankan dalam populasi. Proses seleksi ini secara matematis dinyatakan dalam persamaan (26).
11. Melakukan koreksi terhadap nilai individu dalam populasi jika ada yang melampaui batas X_{\min} dan X_{\max} . Koreksi ini bertujuan agar seluruh individu X_i dalam populasi selalu dalam batas yang diijinkan yaitu antara X_{\min} dan X_{\max} .
12. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode backward/forward sweep (BFS) untuk tiap X_i sebagai daya DG, sehingga didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya beserta tegangan tiap bus dalam jaringan (V_{bus}) dan arus tiap saluran (I_{branch}).
13. Menghitung rugi daya (P_{loss}) dan voltage deviation index (VDI) masing-masing dengan persamaan persamaan (5) dan (19) untuk tiap-tiap hasil analisa aliran daya pada langkah 12.
14. Melakukan perhitungan fitness yang merupakan gabungan dari P_{loss} dan VDI dengan faktor bobot w_1 dan w_2 .
15. Menentukan X_{best} yaitu individu dengan fitness terbaik yang memiliki nilai fitness terendah sesuai persamaan (28).
16. Jika iterasi maksimal belum tercapai, perhitungan dilanjutkan dengan kembali ke langkah nomor 8.
17. Jika iterasi maksimal sudah tercapai, nilai X_{best} ditetapkan sebagai solusi optimal untuk kapasitas daya DG yang diinginkan dan perhitungan dilanjutkan ke langkah 18.

18. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode BFS dengan X_{best} sebagai kapasitas daya DG untuk mendapatkan tegangan bus (V_{bus}), arus saluran (I_{branch}).
19. Menghitung rugi daya (P_{loss}) dan voltage deviation index (VDI) masing-masing dengan persamaan persamaan (5) dan (19).
20. Sampai tahap ini proses optimisasi selesai dan telah didapatkan hasil optimisasi kapasitas daya DG, rugi daya (P_{loss}) dan voltage deviation index (VDI) dalam jaringan distribusi.

3.4. Optimisasi Pelepasan Beban Pada Jaringan Distribusi Terisolasi

Pada penelitian ini, strategi operasional yang dipilih terhadap jaringan distribusi yang terisolasi adalah dengan melakukan pelepasan sebagian beban yang ada dalam jaringan untuk mewujudkan keseimbangan antara daya pembangkitan DG dengan daya beban tersisa setelah proses pelepasan beban. Proses pelepasan beban dilakukan dengan memperhatikan keberadaan beban prioritas yang tidak bisa menoleransi ketiadaan pasokan daya listrik. Dengan demikian, beban prioritas harus tetap menjadi bagian dari beban yang dipertahankan dalam jaringan. Optimisasi pelepasan beban dilakukan untuk mendapatkan komposisi yang optimal dari beban tersisa pada tiap-tiap bus dalam jaringan. Dengan komposisi yang optimal tersebut dapat dihasilkan aliran daya dengan rugi-rugi yang minimal dan profil tegangan yang terbaik yang bisa didapatkan.

3.4.1. Beban Tersisa Dalam Jaringan

Sebagaimana dijelaskan sebelumnya bahwa pelepasan beban dilakukan terhadap sebagian dari total beban yang ada dalam jaringan dengan tetap mempertahankan beban prioritas. Hubungan antara total beban pada jaringan sebelum dan sesudah pelepasan beban dengan total beban yang dilepaskan dari jaringan dinyatakan secara matematis sebagai persamaan (34) berikut ini:

$$P_{remain} = P_{load-total} - P_{shed} \quad (34)$$

dimana, $P_{load-total}$ adalah total beban dalam jaringan sebelum proses pelepasan beban, P_{shed} adalah beban yang dilepaskan dari jaringan, , dan P_{remain} adalah total beban yang tetap dipertahankan dalam jaringan setelah proses pelepasan beban.

3.4.2. Algoritma Particle Swarm Optimization

PSO adalah algoritma metaheuristik yang terinspirasi oleh perilaku sekawanan burung dalam menemukan makanan. Kesederhanaan model matematis yang digunakan membuat PSO banyak diterapkan dalam berbagai permasalahan optimisasi. Untuk sekawanan burung yang beranggotakan sebanyak N_p memiliki posisi $(x_1^t, x_2^t, x_3^t, \dots, x_{N_p}^t)$ dan kecepatan $(v_1^t, v_2^t, v_3^t, \dots, v_{N_p}^t)$.

Fitnes dari individu menyatakan kesesuaian posisinya terhadap lokasi makanan. Posisi individu akan selalu diupdate berdasarkan fitnes individu dan berulang sampai seluruh individu menemukan sumber makanan di lokasi yang sama. X_{best} adalah posisi individu dengan fitnes terbaik pada tiap perulangan, sedangkan X_{gbest} adalah posisi dengan fitnes terbaik dalam seluruh perulangan yang telah dilakukan. Update posisi individu dilakukan dengan persamaan (35) dan (36) [57].

$$v_i^{t+1} = k \cdot v_i^{t+1} + c_1 \cdot r_1 (X_{best} - x_i^t) + c_2 \cdot r_2 (X_{gbest} - x_i^t) \quad (35)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (36)$$

dimana, x_i^t dan x_i^{t+1} adalah posisi dari individu i pada iterasi t dan $t+1$, v_i^t dan v_i^{t+1} adalah velocity dari partikel i pada iterasi t dan $t+1$, c_1 dan c_2 adalah faktor bobot, r_1 dan r_2 nilai random antara 0 s/d 1, dan $i=1,2,\dots,N_p$.

Proses perulangan dilakukan sampai batas maksimum dicapai atau telah memenuhi batas kriteria penghentian telah dipenuhi

3.4.3. Algoritma Grey Wolf Optimizer

Algoritma GWO terinspirasi pada hierarki kepemimpinan dan cara berburu sekawanan serigala abu-abu. Alpha (α) dianggap sebagai serigala paling dominan, disusul oleh Beta (β) dan Delta (δ). Omega (ω) dianggap sebagai individu yang

paling rendah dominasinya dan hanya diperbolehkan makan di saat-saat terakhir [62].

Dalam mencari mangsa, serigala mengepung mangsanya yang dapat dimodelkan secara matematis dalam persamaan (37) dan (38).

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (37)$$

$$X(t + 1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (38)$$

dimana t mengindikasikan iterasi sekarang, X_p vektor posisi mangsa, dan X vektor posisi dari serigala abu-abu. Koefisien A dan C dihitung dengan persamaan (39) dan (40) berikut ini.

$$A = 2 \cdot a \cdot r_1 - a \quad (39)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (40)$$

dimana r_1 dan r_2 adalah nilai random dalam $[0,1]$. Konstanta a memiliki nilai awal 2 dan berkurang seiring dengan iterasi mengikuti persamaan (41).

$$a = 2 \left(1 - \frac{t}{t_{max}} \right) \quad (41)$$

dimana t_{max} adalah maksimum iterasi.

Fase selanjutnya adalah perburuan yang dipandu oleh tiga individu terbaik. Alpha, beta, dan delta adalah tiga individu dengan fitness terbaik. Individu lainnya menyesuaikan posisinya berdasarkan posisi dari ketiga individu terbaik. Sebagai langkah awal menghitung jarak antara suatu individu terhadap ketiga individu terbaik menggunakan persamaan (42), (43), dan (44).

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha(t) - X| \quad (42)$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta(t) - X| \quad (43)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta(t) - X| \quad (44)$$

Penyesuaian posisi suatu individu terhadap posisi alpha, beta, dan delta mengikuti persamaan (45), (46), dan (47).

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \quad (45)$$

$$X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \quad (46)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta \quad (47)$$

Posisi akhir posisi suatu individu adalah rata-rata dari penyesuaian posisi terhadap alpha, beta, dan delta yang dinyatakan dalam persamaan (48).

$$X(t + 1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (48)$$

Proses perhitungan dilakukan berulang sampai iterasi maksimum atau kriteria penghentian telah dicapai.

3.4.4. Obyektif dan Kendala Optimisasi Pelepasan Beban

Optimisasi pelepasan beban bertujuan untuk memaksimalkan jumlah beban yang bisa tetap dipertahankan setelah proses pelepasan beban yang dinyatakan dalam persamaan (49).

$$f_{obj} = \max(P_{remain}) \quad (49)$$

P_{remain} tidak boleh melebihi kapasitas pembangkitan DG sebagai sumber daya saat jaringan terisolasi agar keseimbangan daya bisa dipertahankan. Selisih antara total kapasitas pembangkitan DG (P_{DG}) dengan P_{remain} dan P_{loss} akan dijadikan sebagai cadangan daya ($P_{reserve}$) yang dinyatakan dalam persamaan (50).

$$P_{reserve} = P_{DG} - (P_{remain} + P_{loss}) \quad (50)$$

Dengan demikian fungsi obyektif untuk memaksimalkan P_{remain} pada persamaan (49) dapat dinyatakan sebagai persamaan (51) yaitu meminimalkan $P_{reserve}$.

$$f_{obj} = \min(P_{reserve}) \quad (51)$$

Dalam proses optimisasi pelepasan beban dari pada jaringan terisolasi, terdapat beberapa batasan atau kendala yang harus dipatuhi antara lain adalah sebagai berikut:

a. Keseimbangan daya

Keseimbangan antara total daya pembangkitan DG dengan total dari daya beban tersisa dan rugi daya dalam jaringan setelah proses pelepasan beban sebagaimana dinyatakan dalam persamaan (52) dan (53).

$$\sum_{i=1}^{N_{DG}} P_{DG,i} = \sum_{j=1}^{N_b} P_{remain,j} + P_{loss-after LS} \quad (52)$$

$$\sum_{i=1}^{N_{DG}} Q_{DG,i} = \sum_{j=1}^{N_b} Q_{remain,j} + Q_{loss-after LS} \quad (53)$$

dimana, $P_{DG,i}$ dan $Q_{DG,i}$ masing-masing adalah pembangkitan daya aktif dan reaktif oleg DG- i , N_{DG} adalah jumlah DG pada jaringan, $P_{remain,j}$ dan $Q_{remain,j}$ adalah daya aktif dan reaktif beban tersisa pada bus- j , $P_{loss-after LS}$ dan $Q_{loss-after LS}$ masing-masing adalah total rugi daya aktif dan reaktif pada jaringan setelah dilakukan pelepasan beban.

b. Magnitudo tegangan bus yang diijinkan

Magnitudo tegangan keseluruhan bus dalam jaringan setelah pelepasan beban harus berada dalam batasan yang diijinkan.

$$V_{min} \leq V_i \leq V_{max} , i = 1,2,3, \dots, Nb \quad (54)$$

dimana, V_i adalah magnitudo tegangan pada bus- i , V_{min} adalah batas minimal magntudo tegangan (0.95 p.u), dan V_{max} adalah batas maksimal magntudo tegangan (1.05 p.u).

c. Minimal daya beban tersisa pada jaringan

Daya beban tersisa adalah sama dengan atau lebih besar dari beban prioritas untuk tiap bus dalam jaringan.

$$P_{priority,i} \leq P_{remain,i} \quad (55)$$

$$Q_{priority,i} \leq Q_{remain,i} \quad (56)$$

$P_{priority,i}$ dan $Q_{priority,i}$ masing-masing adalah daya aktif dan reaktif dari beban prioritas pada bus- i , $P_{remain,i}$ dan $Q_{remain,i}$ masing-masing adalah daya aktif dan reaktif dari beban tersisa pada bus- i setelah pelepasan beban.

d. Pembangkitan DG

Pembangkitan DG diatur pada batas maksimum untuk memaksimalkan pemanfaatan DG dalam menjaga kontinuitas pasokan daya ke beban.

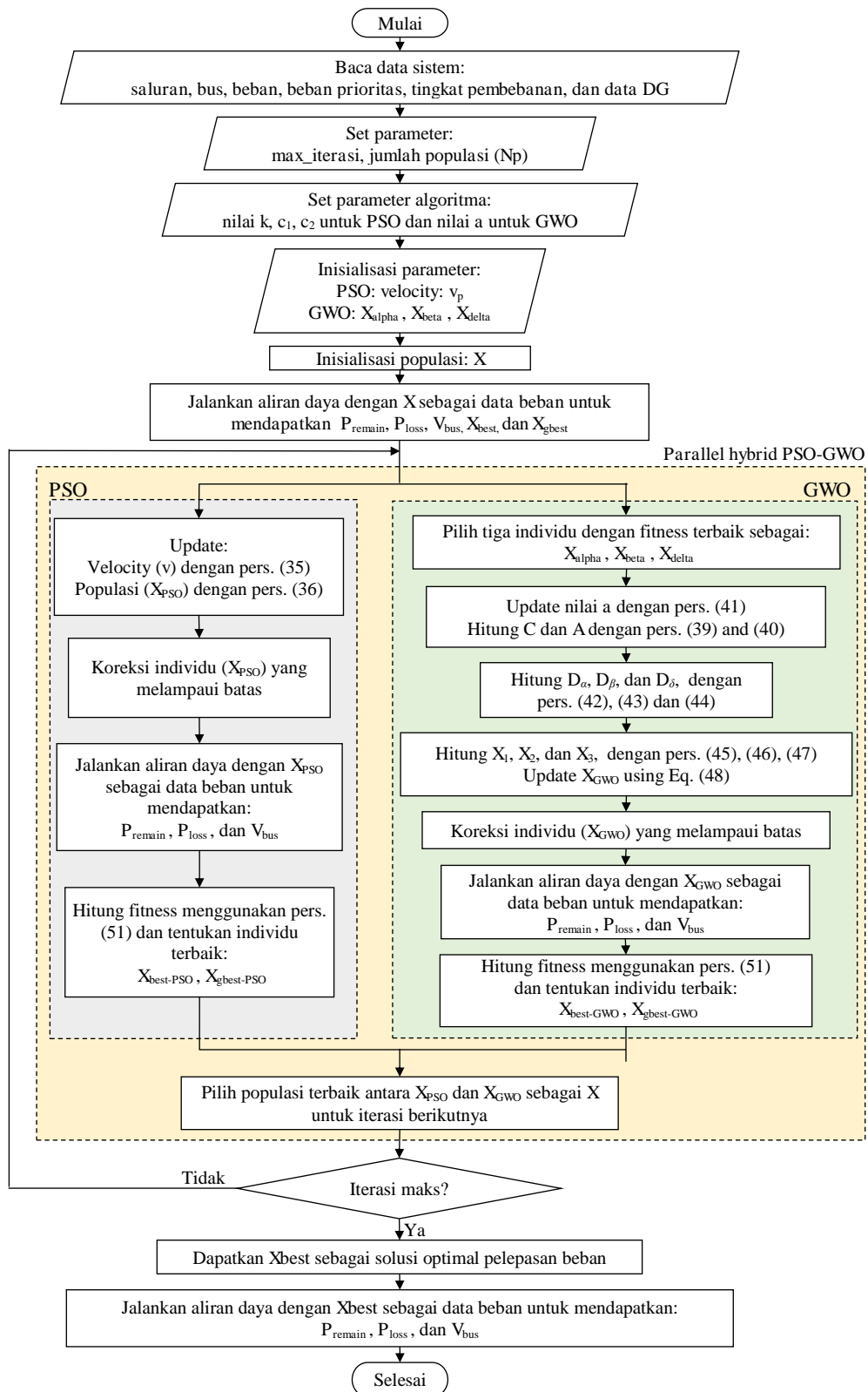
$$P_{DG} = P_{DG}^{max} \quad (57)$$

P_{DG} adalah pembangkitan DG dan P_{DG}^{max} adalah batas maksimum pembangkitan DG.

3.4.5. Diagram Alir Optimisasi Pelepasan Beban Menggunakan Hybrid Paralel dari Algoritma PSO dan GWO

Hibridasi antar algoritma sudah sering dilakukan untuk berbagai kasus optimisasi. Maksud dan tujuan dari hibridasi tersebut adalah untuk memanfaatkan kelebihan dari masing-masing algoritma standar yang terlibat dalam hibridasi. Dengan hibridasi antar algoritma, kelemahan dari algoritma standar juga bisa diminalisasi dan pada akhirnya didapatkan algoritma hibrid baru yang lebih unggul dari algoritma standar.

Pada penelitian ini dilakukan hibridasi paralel terhadap algoritma particle swarm optimization (PSO) dan grey wolf optimizer (GWO) dalam proses optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi yang terisolasi dari jaringan utama. Algoritma standar PSO memiliki karakteristik cepat konvergen pada iterasi awal, tetapi lambat pada iterasi akhir. Sebaliknya algoritma GWO memiliki karakteristik lambat pada iterasi awal dan cepat pada iterasi akhir. Berdasarkan karakteristik tersebut, pada penelitian ini dilakukan hibridasi paralel terhadap algoritma standar PSO dan standar GWO dengan tujuan untuk mendapatkan algoritma hibrid paralel PS-GWO yang cepat pada awal maupun akhir iterasi. Dengan demikian algoritma hibrid paralel PS-GWO memiliki karakteristik konvergensi yang lebih cepat dibandingkan algoritma standar PSO maupun standar GWO. Hibrid paralel PS-GWO dilakukan dengan menerapkan perhitungan kedua algoritma standar PSO maupun GWO pada tiap iterasi, kemudian diseleksi hasil terbaik sebagai nilai yang digunakan pada iterasi selanjutnya.



Gambar 3. 7 Diagram Alir Optimisasi Pelepasan Beban Menggunakan Hybrid Paralel dari PSO-GWO

Diagram alir algoritma hibrid paralel PS-GWO untuk optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terisolasi adalah sebagaimana ditunjukkan pada 3.7. Penjelasan detail proses dalam diagram alir optimisasi pelepasan beban adalah sebagaimana diuraikan dalam urutan langkah-langkah berikut ini:

1. Proses diawali dengan pembacaan data sistem tenaga listrik yang terdiri dari impedansi saluran (R_i dan X_i), beban tiap bus (L_{bus}), jumlah bus (N_{bus}), jumlah saluran (N_l), prioritas beban (L_{prior}), loading factor yang menunjukkan tingkat pembebanan yang diberikan berapa % dari beban dasar, dan batas kapasitas DG (P_{DG-min} dan P_{DG-max}), faktor daya DG (pf_{DG}), dan bus lokasi DG (bus_{DG}).
2. Menetapkan jumlah iterasi maksimum ($max_iterasi$), jumlah populasi yang digunakan (N_p), dan batas nilai individu X_i untuk $i=1,2,3,\dots, N_p$. X_i adalah individu dalam populasi yang menyatakan beban yang tetap dipertahankan dalam jaringan. Batas minimal X_i adalah sama dengan beban prioritas (L_{prior}) tiap bus, dan batas maksimal X_i adalah sama dengan beban tiap bus (L_{bus}) sebelum pelepasan beban. Sehingga busa dinyatakan bahwa $X_{i-min} = L_{prior}$ dan $X_{i-max} = L_{bus}$.
3. Tiap individu X_i memuat data beban tiap yang dipertahankan dalam jaringan setelah pelepasan beban. Untuk jaringan dengan jumlah bus N_{bus} , individu $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{iN_{bus}}]$. ($X_{min} = L_{prior}$ dan $X_{max} = L_{bus}$), dan N_p merupakan jumlah individu dalam populasi yang bertindak sebagai kandidat solusi dalam optimisasi.
4. Menetapkan parameter algoritma PSO yang terdiri konstanta (k) dan faktor bobot (c_1 dan c_2), dan parameter algoritma GWO yaitu nilai koefisien (a).
5. Inisialisasi nilai parameter velocity (v) untuk PSO, dan tiga individu dominan (X_{alpha} , X_{beta} , dan X_{delta}) untuk GWO.
6. Inisialisasi populasi awal secara random untuk memberikan nilai awal terhadap individu X dalam populasi. X_i menyatakan individu ke- i dalam populasi yang memuat data beban yang tetap dipertahankan pada tiap bus. Untuk kasus optimisasi pelepasan beban pada jaringan dengan jumlah bus N_{bus} , maka $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN_{bus}}]$ untuk $i=1,2,3,\dots, N_{bus}$.

7. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode backward/forward sweep (BFS) untuk tiap X_i sebagai daya beban tiap bus dan pembangkitan DG adalah maksimum ($P_{DG} = P_{DG \max}$). Sampai dengan tahap ini telah didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya beserta tegangan tiap-tiap bus dalam jaringan (V_{bus}) dan arus tiap saluran (I_{branch}).
8. Menghitung fitness ($P_{reserve}$) untuk tiap individu dalam populasi menggunakan persamaan (50), dan menentukan X_{best} yaitu individu dengan fitness terbaik pada tiap iterasi, dan X_{gbest} sebagai individu dengan fitness terbaik secara keseluruhan iterasi yang sudah dijalankan.
9. Melakukan update individu berdasarkan algoritma PSO untuk mendapatkan populasi baru (X_{i-PSO}) dan nilai fitness (f_{PSO}). Detail langkah update individu dijelaskan dalam langkah 9a sampai dengan 9e.
10. Melakukan update individu berdasarkan algoritma GWO untuk mendapatkan populasi baru (X_{i-GWO}) dan nilai fitness (f_{GWO}). Detail langkah update individu dijelaskan dalam langkah 10a sampai dengan 10h.
11. Menyeleksi individu diantara X_{i-PSO} dan X_{i-GWO} berdasarkan fitness terbaik f_{PSO} dan f_{GWO} . Dengan seleksi akan didapatkan populasi baru X_i untuk iterasi berikutnya.
12. Jika iterasi maksimal belum tercapai, perhitungan dilanjutkan dengan kembali ke langkah nomor 9.
13. Jika iterasi maksimal sudah tercapai, nilai X_{best} ditetapkan sebagai solusi optimal untuk kapasitas daya DG yang diinginkan dan perhitungan dilanjutkan ke langkah 14.
14. Menentukan X_{best} sebagai individu dalam populasi yang memiliki fitness terbaik sebagai solusi optimal. X_{best} memuat nilai paling optimal dari beban yang dipertahankan dalam jaringan (P_{remain}).
15. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode backward/forward sweep (BFS) untuk tiap X_{best} sebagai daya beban tiap bus dan pembangkitan DG adalah maksimum ($P_{DG} = P_{DG \max}$) untuk mendapatkan

nilai tegangan tiap-tiap bus dalam jaringan (V_{bus}), arus tiap saluran (I_{branch}), dan rugi daya (P_{loss}).

16. Sampai tahap ini proses optimisasi selesai dan telah didapatkan hasil optimal untuk beban yang dipertahankan (P_{remain}), rugi daya (P_{loss}) dan voltage deviation index (VDI) dalam jaringan distribusi.

Penjelasan detail dari proses update individu pada langkah 9 dengan algoritma PSO adalah sebagai berikut:

- 9.a. Mengupdate velocity (v) berdasarkan nilai X_{best} dan X_{gbest} dengan persamaan (35).
- 9.b. Mengupdate populasi sesuai nilai velocity (v) dengan persamaan (36) untuk mendapatkan populasi baru (X_{i-PSO}).
- 9.c. Melakukan koreksi terhadap X_{i-PSO} yang melampaui batas X_{min} dan X_{max} .
- 9.d. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode backward/forward sweep (BFS) untuk tiap X_{i-PSO} sebagai daya beban tiap bus dan pembangkitan DG adalah maksimum ($P_{DG} = P_{DG\ max}$). Pada tahap ini telah didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya beserta tegangan tiap-tiap bus dalam jaringan (V_{bus}) dan arus tiap saluran (I_{branch}).
- 9.e. Menghitung $P_{reserve}$ fitness (f_{PSO}) untuk tiap individu dalam populasi menggunakan persamaan (50), dan menentukan $X_{best-PSO}$ yaitu individu dengan fitness terbaik pada tiap iterasi, dan $X_{gbest-PSO}$ sebagai individu dengan fitness terbaik secara keseluruhan iterasi yang sudah dijalankan.

Penjelasan detail dari proses update individu pada langkah 10 dengan algoritma GWO adalah sebagai berikut:

- 10.a. Menetapkan tiga individu dengan fitness terbaik sebagai X_{alpha} , X_{beta} , dan X_{delta}
- 10.b. Mengupdate nilai a dengan persamaan (41), nilai C dengan persamaan (39), dan nilai A dengan persamaan (40).

- 10.c. Menghitung jarak tiap individu terhadap tiga individu terbaik menggunakan persamaan (42), (43), dan (44) sehingga didapatkan nilai D_α , D_β , dan D_δ .
- 10.d. Menghitung faktor koreksi posisi individu terhadap tiga individu terbaik menggunakan persamaan (45), (46), dan (47) sehingga didapatkan nilai X_1 , X_2 , dan X_3 .
- 10.e. Mengupdate populasi sesuai nilai X_1 , X_2 , dan X_3 menggunakan persamaan (48) untuk mendapatkan populasi baru (X_{GWO}).
- 10.f. Melakukan koreksi terhadap X_{iG-wo} yang melampaui batas X_{min} dan X_{max} .
- 10.g. Melakukan analisa perhitungan aliran daya dengan metode backward/forward sweep (BFS) untuk tiap X_{iG-wo} sebagai daya beban tiap bus dan pembangkitan DG adalah maksimum ($P_{DG} = P_{DG\ max}$). Pada tahap ini telah didapatkan sebanyak N_p solusi aliran daya beserta tegangan tiap-tiap bus dalam jaringan (V_{bus}) dan arus tiap saluran (I_{branch}).
- 10.h. Menghitung $P_{reserve}$ fitness (f_{GWO}) untuk tiap individu dalam populasi menggunakan persamaan (50), dan menentukan $X_{best-GWO}$ yaitu individu dengan fitness terbaik pada tiap iterasi, dan $X_{gbest-GWO}$ sebagai individu dengan fitness terbaik secara keseluruhan iterasi yang sudah dijalankan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

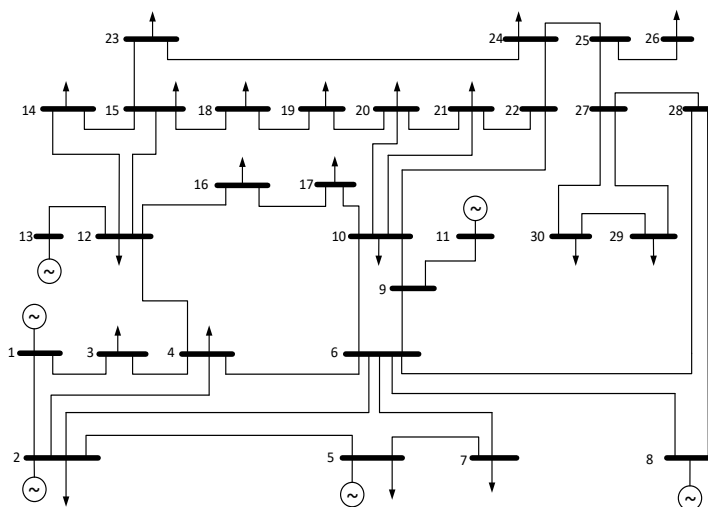
BAB 4

KINERJA ALGORITMA ADAPTIVE MODIFIED FIREFLY DALAM OPTIMISASI PEMBANGKITAN DAYA PADA SISTEM TENAGA LISTIK MULTI-SUMBER

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan bahwa fokus penelitian pertama adalah optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit menggunakan algoritma adaptive modified firefly (AMFA). Modifikasi yang dilakukan adalah reduksi komponen pergerakan acak seiring berjalannya proses iterasinya untuk mempercepat konvergensi. Kinerja AMFA diuji dengan melakukan optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit pada sistem IEEE 30-bus yang telah dimodifikasi. Variasi beban yang digunakan adalah 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar 242.55 MW. Parameter kinerja yang diukur adalah kecepatan konvergensi, biaya pembangkitan, dan rugi-rugi daya. Algoritma pembandingan standar firefly (FA) digunakan untuk memvalidasi hasil dan kinerja algoritma AMFA. Metode aliran daya yang digunakan adalah metode Newton Raphson.

4.1. Data Sistem IEEE-30 bus

Sistem uji yang digunakan adalah sistem IEEE 30-bus dengan 6 unit pembangkit terhubung dalam sistem. Diagram sistem uji ditunjukkan pada gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Diagram sistem IEEE 30 bus dengan 6 unit pembangkit

Tabel 4.1 menyajikan secara rinci daya beban pada tiap tiap bus. Total daya beban adalah 242.55 MW sebagai beban dasar. Tabel 4.2 menjelaskan data dari tiap-tiap unit pembangkit yang terdapat dalam jaringan.

Tabel 4.1 Data beban dasar yang terdistribusi pada tiap bus

Bus	P _{Load} (MW)	Q _{Load} (MVAR)	Bus	P _{Load} (MW)	Q _{Load} (MVAR)
1	0.0000	0.0000	16	16.6500	1.6200
2	4.5000	0.9000	17	12.6000	5.2200
3	18.3600	1.0800	18	15.4800	0.8100
4	14.0400	1.4400	19	13.0500	3.0600
5	4.5000	0.9000	20	12.7800	0.6300
6	0.0000	0.0000	21	21.1500	10.0800
7	25.0200	9.8100	22	0.0000	0.0000
8	0.0000	0.0000	23	8.2800	1.4400
9	0.0000	0.0000	24	9.6300	6.0300
10	18.7200	1.8000	25	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0000	26	7.6500	2.0700
12	14.5800	6.7500	27	0.0000	0.0000
13	0.0000	0.0000	28	0.0000	0.0000
14	5.5800	1.4400	29	6.6600	0.8100
15	7.3800	2.2500	30	5.9400	1.7100
Total				242.55	59.8500

Tabel 4.2 Data Unit Pembangkit

Unit Pembangkit	Bus	P _{min} (MW)	P _{max} (MW)	Koefisien		
				a	b	c
1	1	50	200	0	3.2500	0.0183
2	2	50	150	0	3.0000	0.0375
3	5	75	100	0	1.7500	0.0000
4	8	10	35	0	1.7500	0.0000
5	11	10	30	0	3.1500	0.0250
6	13	50	100	0	3.1000	0.0250

4.2. Kasus-1: Optimisasi Pembangkitan Daya Terhadap 4 Unit Pembangkit

Pada studi kasus yang pertama optimisasi dilakukan terhadap 4 unit pembangkit yang beroperasi untuk memasok daya pada beban dalam sistem.

Spesifikasi unit pembangkit yang dioptimisasi adalah sebagaimana disajikan pada tabel 4.3. Optimisasi pembangkitan daya dari unit pembangkit dilakukan dengan beberapa kondisi tingkat pembebanan. Variasi tingkat pembebanan meliputi 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar sebagaimana ditunjukkan pada tabel 4.1. Obyektif optimisasi adalah untuk meminimalkan total biaya pembangkitan sebagaimana dinyatakan pada persamaan (12).

Tabel 4.3 Data Unit Pembangkit Pada Kasus-1

Unit Pembangkit	Bus	P _{min} (MW)	P _{max} (MW)	Koefisien		
				a	b	c
1	1	50	200	0	3.25	0.0183
2	2	50	150	0	3.00	0.0375
3	5	75	100	0	1.75	0.0000
6	13	50	100	0	3.10	0.0250
Total Daya Pembangkitan		225	550			

Tabel 4.4 Hasil Optimisasi 4 Unit Pembangkit Untuk Faktor Pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari Beban Dasar

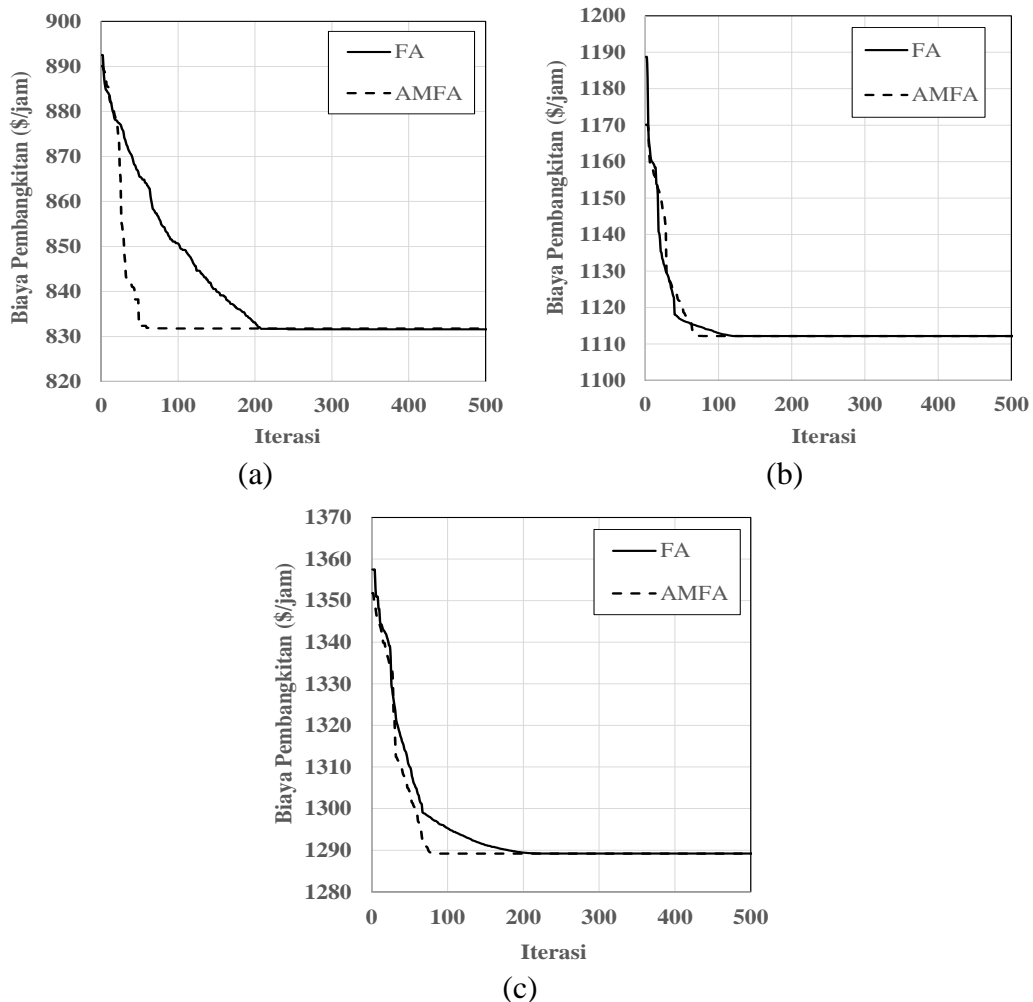
Parameter	100% beban dasar		120% beban dasar		130% beban dasar	
	FA	AMFA	FA	AMFA	FA	AMFA
Total beban (MW)	242.5500	242.5500	296.4500	296.4500	323.4000	323.4000
Total rugi (MW)	10.6695	10.6662	17.8818	17.8718	23.3438	23.3450
Pembangkitan daya:						
Total (MW)	253.2195	253.2162	314.3318	314.3218	346.7438	346.7450
Gen 1 (MW)	60.6695	60.6662	100.6279	100.4466	121.0041	121.0221
Gen 2 (MW)	50.0001	50.0000	50.0000	50.0006	51.0954	51.0981
Gen 3 (MW)	92.5499	92.4963	100.0000	100.0000	100.0000	100.0000
Gen 4 (MW)	-	-	-	-	-	-
Gen 5 (MW)	-	-	-	-	-	-
Gen 6 (MW)	50.0000	50.0537	63.7039	63.8747	74.6443	74.6249
Biaya Pembangkitan:						
Total (\$/hour)	887.8944	888.0830	1230.4378	1230.2578	1458.6780	1458.7020
Gen 1 (\$/hour)	264.6814	264.6635	512.7512	511.4930	661.7974	661.9359
Gen 2 (\$/hour)	243.7506	243.7500	243.7500	243.7540	251.1888	251.2071
Gen 3 (\$/hour)	161.9623	161.8685	175.0000	175.0000	175.0000	175.0000
Gen 4 (\$/hour)	-	-	-	-	-	-
Gen 5 (\$/hour)	-	-	-	-	-	-
Gen 6 (\$/hour)	217.5000	217.8010	298.9366	300.0107	370.6917	370.5590

Tabel 4.4 menyajikan secara lengkap hasil optimisasi terhadap empat unit pembangkit pada kasus 1. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa algoritma AMFA memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan FA dengan perbedaan nilai yang sangat kecil. Perbaikan pada hasil optimal dari objektif optimisasi yang terdiri dari total pembangkitan, total biaya, dan total kerugian daya tidak signifikan.

Tabel 4.5 Profile tegangan bus setelah optimisasi 4 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100% , 120%, dan 130% dari beban dasar

Bus	V (p.u)					
	100 % beban dasar		120 % beban dasar		130 % beban dasar	
	FA	AMFA	FA	AMFA	FA	AMFA
1	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500
2	1.0450	1.0450	1.0329	1.0329	1.0254	1.0254
3	1.0029	1.0029	0.9747	0.9747	0.9571	0.9571
4	0.9945	0.9946	0.9610	0.9611	0.9402	0.9402
5	1.0173	1.0173	1.0100	1.0100	1.0100	1.0100
6	0.9828	0.9829	0.9456	0.9456	0.9226	0.9226
7	0.9850	0.9850	0.9572	0.9573	0.9424	0.9424
8	0.9821	0.9821	0.9441	0.9442	0.9206	0.9206
9	0.9488	0.9488	0.8892	0.8892	0.8492	0.8492
10	0.9345	0.9345	0.8660	0.8661	0.8193	0.8193
11	0.9488	0.9488	0.8892	0.8892	0.8492	0.8492
12	0.9901	0.9902	0.9303	0.9304	0.8888	0.8888
13	1.0365	1.0365	0.9774	0.9775	0.9357	0.9357
14	0.9675	0.9675	0.9009	0.9009	0.8548	0.8548
15	0.9501	0.9502	0.8785	0.8786	0.8289	0.8288
16	0.9503	0.9503	0.8811	0.8811	0.8334	0.8334
17	0.9328	0.9328	0.8619	0.8619	0.8134	0.8134
18	0.9154	0.9154	0.8340	0.8341	0.7778	0.7778
19	0.9075	0.9075	0.8252	0.8252	0.7686	0.7686
20	0.9105	0.9105	0.8302	0.8303	0.7751	0.7751
21	0.9212	0.9213	0.8481	0.8481	0.7983	0.7983
22	0.9222	0.9222	0.8493	0.8493	0.7997	0.7997
23	0.9276	0.9276	0.8514	0.8515	0.7991	0.7990
24	0.9139	0.9139	0.8373	0.8373	0.7851	0.7851
25	0.9236	0.9236	0.8535	0.8535	0.8060	0.8060
26	0.8926	0.8926	0.8116	0.8116	0.7568	0.7568
27	0.9443	0.9443	0.8837	0.8838	0.8430	0.8430
28	0.9755	0.9755	0.9343	0.9343	0.9084	0.9084
29	0.9208	0.9208	0.8524	0.8524	0.8066	0.8066
30	0.9169	0.9170	0.8473	0.8473	0.8007	0.8007

Profil tegangan bus dalam jaringan setelah dilakukan optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit adalah sebagaimana disajikan pada tabel 4.5. Hasil optimisasi menunjukkan bahwa profil tegangan bus adalah relatif sama untuk algoritma FA dan AMFA. Hal ini membuktikan bahwa modifikasi yang dilakukan telah mampu meningkatkan kinerja dengan tetap mempertahankan akurasi. Terlihat bahwa tegangan bus yang kurang dari standar IEEE 141-1986 dengan menggunakan kedua metode tersebut adalah 1, 18, dan 20 bus untuk 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar. Profil tegangan cenderung lebih buruk ketika beban meningkat. Kondisi ini diperbaiki dengan mengaktifkan 2 unit pembangkit yang dibahas pada kasus 2 pada tingkat pembebanan 130% dari beban dasar.



Gambar 4. 2 Konvergensi algoritma standar FA dan AMFA dalam optimisasi 4 unit pembangkit untuk berbagai tingkat pembebanan: (a) 100%, (b) 120%, (c) 130% dari beban dasar

Gambar 4.2 menunjukkan perbandingan dari karakteristik konvergensi dari kedua algoritma yang digunakan. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa algoritma AMFA lebih cepat konvergen dibandingkan FA, dengan jumlah iterasi masing-masing 137 dan 861. Waktu komputasi untuk mencapai hasil optimal dari algoritma AMFA dan FA masing-masing adalah 13,08 dan 84,59 detik.

Tabel 4.6 menyajikan perbandingan kinerja algoritma FA dan AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit untuk variasi tingkat pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar. Algoritma mampu mengungguli FA yang ditunjukkan dengan jumlah iterasi dan waktu komputasi yang lebih cepat. Reduksi jumlah iterasi dan waktu komputasi yang terjadi adalah sangat signifikan.

Tabel 4.6 Perbandingan kinerja FA dan AMFA pada optimisasi 4 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar

Beban	Jumlah iterasi		Reduksi iterasi (%)	Waktu komputasi (detik)		Reduksi waktu (%)
	FA	AMFA		FA	AMFA	
100 % beban dasar	861	137	84.09	84.59	13.08	84.54
120 % beban dasar	177	79	55.37	17.11	7.62	55.46
130 % beban dasar	229	126	44.98	22.27	12.22	45.13

4.3. Kasus-2: Optimisasi Pembangkitan Daya Terhadap 6 Unit Pembangkit

Pada studi kasus yang kedua, optimisasi pembangkitan daya dilakukan terhadap 6 unit pembangkit yang beroperasi untuk memasok daya beban dalam jaringan pada tingkat pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar. Data unit pembangkit adalah sebagaimana disajikan pada tabel 4.7. Penambahan 2 unit pembangkit pada bus 8 dan 11 bertujuan untuk memperbesar total kapasitas pembangkitan daya dalam memenuhi permintaan daya beban dalam jaringan. Selain itu, pengoperasian pembangkit pada bus 8 dan 11 akan mempengaruhi keseimbangan daya dalam jaringan, sehingga akan berdampak pada perubahan aliran daya yang mampu memperbaiki kinerja jaringan baik dalam hal rugi daya maupun profile tegangan dalam jaringan.

Tabel 4.7 Data Unit Pembangkit Pada Kasus-2

Unit Pembangkit	Bus	P _{min} (MW)	P _{max} (MW)	Koefisien		
				a	b	c
1	1	50	200	0	3.2500	0.0183
2	2	50	150	0	3.0000	0.0375
3	5	75	100	0	1.7500	0.0000
4	8	10	35	0	1.7500	0.0000
5	11	10	30	0	3.1500	0.0250
6	13	50	100	0	3.1000	0.0250
Total		245	615			

Tabel 4.8 Hasil Optimisasi 6 Unit Pembangkit Untuk Faktor Pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar

Parameter	100% beban dasar		120% beban dasar		130% beban dasar	
	FA	AMFA	FA	AMFA	FA	AMFA
Total beban (MW)	242.5500	242.5500	296.4500	296.4500	323.4000	323.4000
Total rugi (MW)	8.0612	8.0612	11.9268	11.9267	13.5212	13.5212
Pembangkitan Daya:						
Total (MW)	250.6112	250.6112	308.3768	308.3767	336.9212	336.9212
Gen 1 (MW)	55.6112	55.6112	61.9286	61.9267	71.9212	71.9212
Gen 2 (MW)	50.0000	50.0000	50.0000	50.0000	50.0000	50.0000
Gen 3 (MW)	75.0000	75.0000	100.0000	100.0000	100.0000	100.0000
Gen 4 (MW)	10.0000	10.0000	35.0000	35.0000	35.0000	35.0000
Gen 5 (MW)	10.0000	10.0000	11.4479	11.4500	30.0000	30.0000
Gen 6 (MW)	50.0000	50.0000	50.0004	50.0000	50.0000	50.0000
Biaya Pembangkitan:						
Total (\$/hour)	881.4549	881.4549	1008.4438	1008.4392	1143.1105	1143.1105
Gen 1 (\$/hour)	237.4549	237.4549	271.6047	271.5942	328.6105	328.6105
Gen 2 (\$/hour)	243.7500	243.7500	243.7500	243.7500	243.7500	243.7500
Gen 3 (\$/hour)	131.2500	131.2500	175.0000	175.0000	175.0000	175.0000
Gen 4 (\$/hour)	17.5000	17.5000	61.2500	61.2500	61.2500	61.2500
Gen 5 (\$/hour)	34.0000	34.0000	39.3371	39.3451	117.0000	117.0000
Gen 6 (\$/hour)	217.5000	217.5000	217.5020	217.5000	217.5000	217.5000

Tabel 4.8 merangkum hasil optimisasi pembangkitan daya terhadap 6 unit pembangkit untuk berbagai tingkat pembebanan dari 100% sampai dengan 130% dari beban dasar. Pada tingkat pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar, hasil optimisasi pembangkitan daya dari unit pembangkit menggunakan kedua algoritma memberikan hasil yang relatif sama. Sedangkan pada tingkat

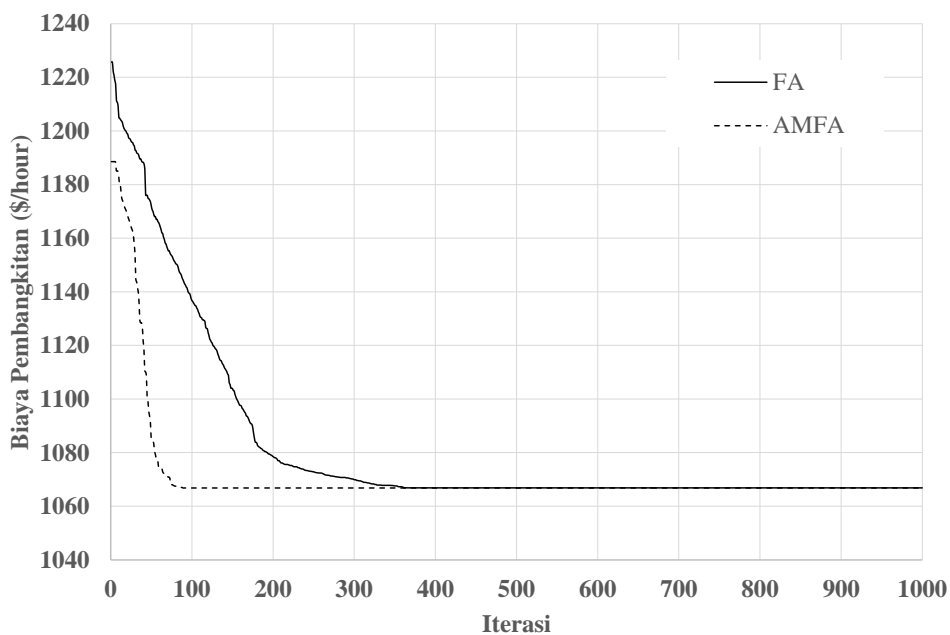
pembebanan 120% dari beban dasar, algoritma AMFA memberikan hasil yang lebih optimal, dengan rugi daya dan biaya pembangkitan yang lebih rendah dibandingkan dengan algoritma FA.

Tabel 4.9 Profile tegangan bus setelah optimisasi 6 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100%, 120%, dan 130% dari beban dasar

Bus	V (p.u)					
	100 % beban dasar		120 % beban dasar		130 % beban dasar	
	FA	AMFA	FA	AMFA	FA	AMFA
1	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500
2	1.0450	1.0450	1.0450	1.0450	1.0450	1.0450
3	1.0178	1.0178	1.0108	1.0108	1.0067	1.0067
4	1.0125	1.0125	1.0046	1.0046	1.0000	1.0000
5	1.0254	1.0254	1.0256	1.0256	1.0230	1.0230
6	1.0067	1.0067	1.0002	1.0002	0.9968	0.9968
7	1.0033	1.0033	0.9965	0.9965	0.9924	0.9924
8	1.0100	1.0100	1.0100	1.0100	1.0100	1.0100
9	1.0022	1.0022	0.9898	0.9898	0.9775	0.9775
10	0.9777	0.9777	0.9585	0.9585	0.9436	0.9436
11	1.0500	1.0500	1.0491	1.0491	1.0359	1.0359
12	1.0128	1.0128	0.9987	0.9987	0.9837	0.9837
13	1.0500	1.0500	1.0447	1.0447	1.0302	1.0302
14	0.9929	0.9929	0.9739	0.9739	0.9564	0.9564
15	0.9784	0.9784	0.9564	0.9564	0.9378	0.9378
16	0.9822	0.9822	0.9622	0.9622	0.9453	0.9453
17	0.9728	0.9728	0.9519	0.9519	0.9355	0.9355
18	0.9502	0.9502	0.9216	0.9216	0.8999	0.8999
19	0.9455	0.9455	0.9163	0.9163	0.8947	0.8947
20	0.9500	0.9500	0.9222	0.9222	0.9016	0.9016
21	0.9638	0.9638	0.9410	0.9410	0.9240	0.9240
22	0.9643	0.9643	0.9417	0.9417	0.9247	0.9247
23	0.9600	0.9600	0.9344	0.9344	0.9145	0.9145
24	0.9513	0.9513	0.9248	0.9248	0.9054	0.9054
25	0.9570	0.9570	0.9334	0.9334	0.9167	0.9167
26	0.9271	0.9271	0.8956	0.8956	0.8743	0.8743
27	0.9746	0.9746	0.9569	0.9569	0.9441	0.9441
28	1.0011	1.0011	0.9936	0.9936	0.9894	0.9894
29	0.9518	0.9518	0.9283	0.9283	0.9122	0.9122
30	0.9481	0.9481	0.9236	0.9236	0.9070	0.9070

Kondisi profil tegangan bus dalam jaringan yang didapatkan dari analisa aliran daya untuk tiap tingkat pembebanan pada kasus-2 disajikan pada tabel 4.9. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa profil tegangan bus jauh lebih baik. Bus dengan tegangan terendah sebesar 0.9271 p.u terjadi pada bus 26.

Pada gambar 4.3 ditunjukkan perbandingan konvergensi dari kedua algoritma dalam optimisasi pembangkitan daya dari 6 unit pembangkit pada saat jaringan dibebani sebesar 130% dari beban dasar. Secara keseluruhan untuk 3 macam tingkat pembebanan, perbandingan kinerja kedua algoritma optimisasi disajikan pada tabel 4.10. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa dengan algoritma AMFA, iterasi tereduksi sebesar antara 70,27% - 83,02%, sedangkan waktu kalkulasi tereduksi sebesar 70,81% - 84,13%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa algoritma AMFA mampu menunjukkan kinerja lebih baik dibandingkan algoritma standar FA. Konvergensi algoritma AMFA jauh lebih cepat dari standar FA.



Gambar 4. 3 Konvergensi algoritma standar FA dan AMFA dalam optimisasi 6 unit pembangkit untuk berbagai tingkat pembebanan 130% dari beban dasar

Tabel 4.10 Perbandingan kinerja FA dan AMFA pada optimisasi 6 unit pembangkit dengan faktor pembebanan 100% sampai 130% dari beban dasar

Beban	Jumlah iterasi		Reduksi iterasi (%)	Waktu komputasi (detik)		Reduksi waktu (%)
	FA	AMFA		FA	AMFA	
100 % beban dasar	1685	501	70.27	318.85	93.08	70.81
120 % beban dasar	531	107	79.85	56.18	11.04	80.35
130 % beban dasar	524	89	83.02	58.63	9.31	84.13

4.4. Perbandingan Hasil Optimisasi Pada Kedua Kasus

Untuk mengetahui pengaruh pengoperasian 6 unit pembangkit pada kasus-2, dilakukan perbandingan hasil optimisasi terhadap kasus-1 yang hanya melibatkan 4 unit pembangkit.

Tabel 4.11 Hasil optimisasi pembangkitan daya untuk kasus-1 dan kasus-2 pada tingkat pembebanan 100%, 120%, dan 130% dengan algoritma AMFA

Parameter	100% beban dasar		120% beban dasar		130% beban dasar	
	kasus-1	kasus-2	kasus-1	kasus-2	kasus-1	kasus-2
Total beban (MW)	242.5500	242.5500	296.4500	296.4500	323.4000	323.4000
Total rugi (MW)	10.6662	8.0612	17.8718	11.9270	23.3450	13.5210
Pembangkitan Daya:						
Total (MW)	253.2162	250.6112	314.3218	308.3770	346.7450	336.9210
Gen 1 (MW)	60.6662	55.6112	100.4466	61.9270	121.0221	71.9210
Gen 2 (MW)	50.0000	50.0000	50.0006	50.0000	51.0981	50.0000
Gen 3 (MW)	92.4963	75.0000	100.0000	100.0000	100.0000	100.0000
Gen 4 (MW)	-	10.0000	-	35.0000	-	35.0000
Gen 5 (MW)	-	10.0000	-	11.4500	-	30.0000
Gen 6 (MW)	50.0537	50.0000	63.8747	50.0000	74.6249	50.0000
Biaya Pembangkitan:						
Total (\$/hour)	888.0830	881.4549	1230.2578	1008.4390	1458.7020	1143.1110
Gen 1 (\$/hour)	264.6635	237.4549	511.4930	271.5940	661.9359	328.6110
Gen 2 (\$/hour)	243.7500	243.7500	243.7540	243.7500	251.2071	243.7500
Gen 3 (\$/hour)	161.8685	131.2500	175.0000	175.0000	175.0000	175.0000
Gen 4 (\$/hour)	-	17.5000	-	61.2500	-	61.2500
Gen 5 (\$/hour)	-	34.0000	-	39.3450	-	117.0000
Gen 6 (\$/hour)	217.8010	217.5000	300.0107	217.5000	370.5590	217.5000

Tabel 4.11 menunjukkan perbandingan hasil optimisasi pembangkitan daya dengan algoritma AMFA pada kasus-1 dan kasus-2. Dari tabel dapat diamati bahwa pengoperasian 6 unit pembangkit pada kasus-2 mampu memperbaiki kinerja jaringan sistem tenaga. Hal tersebut ditunjukkan dengan nilai rugi daya, total pembangkitan, dan total biaya pembangkitan yang lebih rendah pada kasus-2 dibandingkan kasus-1.

Tabel 4.12 Tegangan bus dalam jaringan setelah dilakukan optimisasi pembangkitan daya dari unit pembangkit untuk tingkat pembebanan 100%, 120%, 130% dari beban dasar

Bus	V (p.u.)					
	100 % beban dasar		120 % beban dasar		130 % beban dasar	
	kasus-1	kasus-2	kasus-1	kasus-2	kasus-1	kasus-2
1	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500
2	1.0450	1.0450	1.0329	1.0450	1.0254	1.0450
3	1.0029	1.0178	0.9747	1.0108	0.9571	1.0067
4	0.9946	1.0125	0.9611	1.0046	0.9402	1.0000
5	1.0173	1.0254	1.0100	1.0256	1.0100	1.0230
6	0.9829	1.0067	0.9456	1.0002	0.9226	0.9968
7	0.9850	1.0033	0.9573	0.9965	0.9424	0.9924
8	0.9821	1.0100	0.9442	1.0100	0.9206	1.0100
9	0.9488	1.0022	0.8892	0.9898	0.8492	0.9775
10	0.9345	0.9777	0.8661	0.9585	0.8193	0.9436
11	0.9488	1.0500	0.8892	1.0491	0.8492	1.0359
12	0.9902	1.0128	0.9304	0.9987	0.8888	0.9837
13	1.0365	1.0500	0.9775	1.0447	0.9357	1.0302
14	0.9675	0.9929	0.9009	0.9739	0.8548	0.9564
15	0.9502	0.9784	0.8786	0.9564	0.8288	0.9378
16	0.9503	0.9822	0.8811	0.9622	0.8334	0.9453
17	0.9328	0.9728	0.8619	0.9519	0.8134	0.9355
18	0.9154	0.9502	0.8341	0.9216	0.7778	0.8999
19	0.9075	0.9455	0.8252	0.9163	0.7686	0.8947
20	0.9105	0.9500	0.8303	0.9222	0.7751	0.9016
21	0.9213	0.9638	0.8481	0.9410	0.7983	0.9240
22	0.9222	0.9643	0.8493	0.9417	0.7997	0.9247
23	0.9276	0.9600	0.8515	0.9344	0.7990	0.9145
24	0.9139	0.9513	0.8373	0.9248	0.7851	0.9054
25	0.9236	0.9570	0.8535	0.9334	0.8060	0.9167
26	0.8926	0.9271	0.8116	0.8956	0.7568	0.8743
27	0.9443	0.9746	0.8838	0.9569	0.8430	0.9441
28	0.9755	1.0011	0.9343	0.9936	0.9084	0.9894
29	0.9208	0.9518	0.8524	0.9283	0.8066	0.9122
30	0.9170	0.9481	0.8473	0.9236	0.8007	0.9070

Pada tabel 4.12 disajikan perbandingan nilai tegangan keseluruhan bus dalam jaringan pada kasus-1 dan kasus-2 untuk berbagai tingkat pembebanan. Profil

tegangan bus dalam jaringan pada kasus-2 juga menunjukkan perbaikan yang signifikan dibandingkan pada kasus-1. Keseluruhan bus mengalami peningkatan tegangan. Jumlah bus bertegangan rendah (<0.9 p.u) tereduksi secara signifikan yang dirangkum pada tabel 4.13.

Tabel 4.13 Jumlah bus bertegangan dibawah batas minimal (<0.9 p.u.) untuk kasus-1 dan kasus-2

Pembebanan	Jumlah bus bertegangan dibawah batas minimal (<0.9 p.u)	
	kasus-1	kasus-2
100% beban dasar	1 bus	0 bus
120% beban dasar	18 bus	1 bus
130% beban dasar	21 bus	3 bus

4.5. Pengujian Kinerja Algoritma AMFA

Untuk mengetahui lebih detail terhadap kinerja algoritma AMFA, dilakukan dengan menerapkan algoritma tersebut pada kasus yang lebih kompleks. Optimisasi pembangkitan daya dilakukan terhadap 54 unit pembangkit yang terhubung pada sistem IEEE 118 bus. Detail data sistem uji disajikan pada lampiran. Pengujian secara mendalam terhadap kinerja algoritma AMFA dilakukan dengan melakukan variasi jumlah populasi yang digunakan dan jumlah variabel yang dioptimisasi. Pengujian juga dilakukan secara berulang untuk mengetahui konsistensi konvergensi algoritma AMFA.

4.5.1. Variasi Jumlah Populasi Firefly

Populasi firefly adalah sekumpulan nilai dari variabel yang dioptimisasi yang menjadi kandidat solusi optimal. Jumlah populasi adalah banyaknya variasi kombinasi variabel yang dioptimisasi. Secara umum, jumlah populasi yang sering digunakan adalah berkisar antara 25 sampai dengan 35. Jumlah populasi yang terlalu sedikit memiliki kelebihan beban perhitungan yang ringan tetapi memiliki kekurangan dalam hal alternatif solusi sehingga bisa berdampak pada konvergensi yang lambat. Sedangkan jumlah populasi yang terlalu banyak memiliki kekurangan

beban perhitungan yang lebih besar dan memiliki kelebihan dalam jumlah alternatif solusi optimal yang memadai. Pada penelitian ini dilakukan pengujian kinerja konvergensi algoritma AMFA dengan melakukan variasi jumlah populasi dalam optimisasi pembangkitan daya pada sistem tenaga listrik multi-sumber IEEE-118 bus dengan 54 unit pembangkit. Variasi jumlah populasi dilakukan mulai dari 10 sampai 50 dengan kenaikan sebesar 5. Detail parameter AMFA dan variabel optimisasi yang digunakan adalah sebagaimana disajikan dalam tabel 4.14.

Tabel 4. 14 Detail data pengujian kinerja algoritma AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus, 54 unit pembangkit

Studi kasus	Optimisasi pembangkitan daya
Sistem uji	IEEE 118 bus (terlampir)
Jumlah unit pembangkit	54
Jumlah variabel optimisasi	54
Algoritma	AMFA
Parameter algoritma	$\alpha = 0.5$, $\beta = 1.0$, dan $\gamma = 1.0$
Jumlah populasi	10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, dan 45
Iterasi maksimum	500

Tabel 4.15 menyajikan rangkuman kinerja algoritma AMFA terhadap variasi jumlah populasi yang digunakan. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa algoritma AMFA mampu konvergen dalam variasi jumlah populasi yang diberikan mulai dari 10 sampai 45. Kecepatan konvergensi bervariasi untuk tiap jumlah populasi yang digunakan dikarenakan beban perhitungan yang berbeda sebagaimana dijelaskan di bagian awal sub-bab ini. Detail pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit adalah sebagaimana disajikan pada tabel 4.16.

Tabel 4. 15 Konvergensi algoritma AMFA untuk variasi jumlah populasi dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus, 54 unit pembangkit

Parameter	Konvergensi							
	10	15	20	25	30	35	40	45
Jumlah populasi	10	15	20	25	30	35	40	45
Iterasi	406	400	434	471	458	386	340	268
Waktu (detik)	54.36	58.20	74.86	91.41	102.19	101.80	102.78	95.86

Tabel 4. 16 Daya pembangkit hasil optimisasi dengan algoritma AMFA untuk variasi jumlah populasi

Daya pembangkit pada bus	Daya Pembangkit (p.u) sesuai jumlah populasi yang digunakan							
	10 pop	15 pop	20 pop	25 pop	30 pop	35 pop	40 pop	45 pop
1	0.7132	0.7747	0.9536	0.9206	0.9300	0.7966	0.8442	0.7801
4	0.8807	0.7752	0.7146	0.7323	0.6477	0.8234	0.8717	0.8013
6	0.8210	0.7941	0.5946	0.6555	0.6107	0.7705	0.7013	0.7407
8	0.7647	0.7801	0.7983	0.7406	0.9222	0.7628	0.7756	0.7458
10	0.9348	0.7964	0.7906	0.8459	0.9265	0.8336	0.8244	0.7371
12	0.8581	0.7790	0.7579	0.8024	0.7289	0.7286	0.7723	0.8143
15	0.6821	0.7942	1.0096	0.7419	0.8660	0.8211	0.8309	0.7668
18	0.9353	0.8001	0.6656	0.9138	0.6905	0.8070	0.8040	0.8129
19	0.8461	0.7635	0.7920	0.8252	0.7385	0.8721	0.7644	0.7890
24	0.6453	0.7624	0.8177	0.7122	0.7962	0.7114	0.7987	0.7713
25	0.6086	0.7961	0.6771	0.7002	0.8576	0.7510	0.7703	0.7672
26	0.7756	0.7995	0.8024	0.7940	0.7468	0.7631	0.7721	0.7861
27	0.8927	0.7656	0.7886	0.8180	0.7381	0.7769	0.7926	0.7699
31	0.6900	0.7955	0.7567	0.7742	0.7985	0.8075	0.7768	0.7952
32	0.8058	0.7720	1.0218	0.8734	0.8340	0.8411	0.8759	0.7877
34	0.7685	0.7758	0.8296	0.8557	0.7260	0.7825	0.7435	0.7778
36	0.8100	0.7827	0.8738	0.7647	0.6600	0.7328	0.7037	0.8006
40	0.8526	0.7816	0.7856	0.6751	0.6232	0.8288	0.7817	0.7899
42	0.8050	0.7866	0.8278	0.8632	0.8099	0.8056	0.8596	0.7951
46	0.8322	0.7903	0.7632	0.9230	0.6787	0.7487	0.6915	0.7936
49	0.8834	0.7605	0.6960	0.6916	0.6975	0.8251	0.7990	0.7936
54	0.8727	0.7805	0.9361	0.8526	0.9057	0.8521	0.8132	0.7924
55	0.8239	0.7804	0.7628	0.7990	0.7896	0.7642	0.7668	0.7857
56	0.8311	0.7626	0.7276	0.8314	0.5809	0.7821	0.7360	0.8001
59	0.6179	0.8047	0.7475	0.5287	0.7243	0.7989	0.8851	0.7582
61	0.6410	0.7906	0.8903	0.8331	0.9477	0.7425	0.7570	0.8087
62	0.8593	0.7788	0.7045	0.7881	0.9889	0.7729	0.7468	0.7737
65	0.8114	0.7957	0.7703	0.7021	0.9049	0.7445	0.7939	0.7710
66	0.8084	0.7873	0.8517	0.7067	0.9266	0.8448	0.7109	0.8139
69	0.8180	0.7971	0.9140	0.8384	0.7829	0.7055	0.7788	0.7855
70	0.6581	0.7794	0.9355	0.7181	0.5938	0.7875	0.8146	0.7859
72	0.8101	0.7801	0.7865	0.8819	0.7786	0.8162	0.8167	0.7601
73	0.7643	0.7942	0.7962	0.8376	0.8846	0.7867	0.8493	0.8371
74	0.8023	0.7739	0.7270	0.8594	0.7580	0.7306	0.7618	0.7735
76	0.7986	0.7954	0.6771	0.6160	0.7697	0.7163	0.7495	0.7656
77	0.7502	0.7992	0.9316	0.7365	0.7084	0.7918	0.8134	0.7957
80	0.7780	0.7928	0.6541	0.6259	0.8205	0.8341	0.7562	0.8116
85	0.8510	0.8181	0.6531	0.7783	0.5569	0.7637	0.7694	0.7725
87	0.8035	0.7898	0.8282	0.9010	0.8590	0.8415	0.7218	0.7909
89	0.7847	0.7983	0.8581	0.7485	0.8631	0.7384	0.8390	0.8080
90	0.8506	0.7973	0.7584	0.7158	0.8215	0.8223	0.8003	0.7791
91	0.5986	0.7887	0.6674	0.8888	0.8202	0.7290	0.7766	0.7729
92	0.8002	0.7942	0.6790	0.8091	0.7674	0.8072	0.8341	0.7862
99	0.7002	0.7819	0.7504	0.7390	0.7562	0.8380	0.8211	0.7726
100	0.7521	0.7921	0.7653	0.7419	0.9854	0.8524	0.8259	0.7470
103	0.6334	0.7968	0.7610	0.7670	0.6922	0.7652	0.8134	0.7774
104	0.7047	0.7832	0.8039	0.8132	1.0249	0.7706	0.7596	0.7982
105	0.7604	0.7798	0.7130	0.7494	0.7195	0.7586	0.7510	0.7953
107	0.7109	0.7944	0.7255	0.8468	0.6916	0.7814	0.7831	0.7879
110	0.8097	0.7857	0.8799	0.8713	0.7440	0.8504	0.7759	0.8071
111	0.8340	0.7689	0.7614	0.8259	0.9167	0.8351	0.7850	0.7864
112	0.9562	0.7825	0.6794	0.8746	0.7094	0.7334	0.8070	0.8160
113	0.8243	0.7654	0.8096	0.8691	0.7666	0.6933	0.6924	0.8002
116	0.7948	0.7840	0.7961	0.7009	0.8327	0.7788	0.7604	0.7877

4.5.2. Variasi Jumlah Variabel Optimisasi

Pengujian kinerja algoritma AMFA selanjutnya adalah dengan melakukan variasi jumlah variabel yang dioptimisasi. Studi kasus yang digunakan masih sama dengan pengujian sebelumnya yaitu optimisasi pembangkitan daya dalam sistem IEEE 118 bus. Pembangkitan daya dari unit pembangkit merupakan variabel yang dioptimisasi, dengan demikian dilakukan variasi mulai dari 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, dan 54 unit pembangkit. Jumlah variabel yang dioptimisasi sangat berpengaruh pada beban perhitungan yang dilakkan oleh algoritma. Dengan pengujian ini akan diketahui kinerja algoritma AMFA dalam menangani optimisasi terhadap variabel dalam jumlah yang lebih banyak hingga 54 variabel sesuai jumlah pembangkit yang ada dalam sistem uji IEEE 118 bus. Detail parameter AMFA dan variabel optimisasi yang digunakan adalah sebagaimana disajikan dalam tabel 4.16.

Tabel 4. 17 Detail data pengujian kinerja algoritma AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus

Studi kasus	Optimisasi pembangkitan daya
Sistem uji	IEEE 118 bus (terlampir)
Jumlah unit pembangkit	20, 25, 30, 40, 45, 50, dan 54
Jumlah variabel optimisasi	20, 25, 30, 40, 45, 50, dan 54
Algoritma	AMFA
Parameter algoritma	$\alpha = 0.5$, $\beta = 1.0$, dan $\gamma = 1.0$
Jumlah populasi	30
Iterasi maksimum	500

Tabel 4.18 menyajikan rangkuman kinerja algoritma AMFA terhadap variasi jumlah unit pembangkit sebagai variabel yang. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa algoritma AMFA mampu konvergen dalam variasi jumlah variabel hingga yang diberikan mulai dari 10 sampai 45.

Tabel 4. 18 Konvergensi algoritma AMFA untuk variasi jumlah pembangkit sebagai variabel yang dioptimisasi dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus

Parameter	Konvergensi							
	20	25	30	35	40	45	50	54
Iterasi	186	398	227	380	211	61	221	458
Waktu (detik)	10.20	23.88	15.18	26.93	15.87	4.97	16.94	102.19

Tabel 4. 19 Daya pembangkit hasil optimisasi dengan algoritma AMFA untuk variasi jumlah unit pembangkit

Daya pembangkit pada bus	Daya Pembangkit (p.u) sesuai jumlah pembangkit yang dioptimisasi							
	20 unit	25 unit	30 unit	35 unit	40 unit	45 unit	50 unit	54 unit
1	-	-	-	-	-	-	0.9043	0.9300
4	-	-	-	-	-	-	0.7990	0.6477
6	-	-	-	-	-	-	0.8885	0.6107
8	-	-	-	-	-	-	0.8958	0.9222
10	-	-	-	-	-	-	0.8542	0.9265
12	-	1.5421	1.4065	0.9031	1.0015	0.9326	0.8762	0.7289
15	2.1221	1.4402	1.3984	1.0064	1.1114	0.9513	0.8606	0.8660
18	-	-	1.3919	1.4159	1.1096	0.9250	0.8924	0.6905
19	-	1.7794	1.3738	1.3987	1.1203	0.9511	0.8630	0.7385
24	2.1128	1.4927	1.3600	0.8132	0.9934	0.9511	0.8417	0.7962
25	-	-	-	-	-	0.9664	0.8218	0.8576
26	2.1789	1.9958	1.4258	1.3899	1.0687	0.9401	0.8455	0.7468
27	-	-	-	1.4420	1.0061	0.9163	0.8303	0.7381
31	2.1749	1.7733	1.3746	1.2439	1.0479	0.9608	0.8180	0.7985
32	-	-	-	-	-	0.9346	0.8861	0.8340
34	2.1007	1.7088	1.4873	0.9409	1.1082	0.9476	0.8180	0.7260
36	-	1.6907	1.3448	1.1208	1.0200	0.9145	0.7813	0.6600
40	-	-	1.4763	1.4006	1.1134	0.8951	0.8904	0.6232
42	2.0934	1.6896	1.3743	1.2220	1.1574	0.9335	0.9186	0.8099
46	-	-	-	-	1.0232	0.9352	0.8519	0.6787
49	2.1463	1.7746	1.4547	1.4654	1.0469	0.9389	0.9061	0.6975
54	-	-	-	1.2918	1.0756	0.9225	0.8966	0.9057
55	2.0977	2.1061	1.4775	1.2878	1.0164	0.9355	0.7911	0.7896
56	2.1010	1.5077	1.2961	1.2829	0.9965	0.9484	0.8274	0.5809
59	-	-	-	-	1.0325	0.9803	0.8550	0.7243
61	2.0798	1.7328	1.4767	1.4847	1.0229	0.9467	0.9685	0.9477
62	-	-	-	-	-	0.9380	0.8054	0.9889
65	2.1528	1.8398	1.3503	1.0415	1.0857	0.9406	0.9185	0.9049
66	-	-	1.5502	1.5405	1.0873	0.9621	0.8932	0.9266
69	2.0651	1.6323	1.3777	1.1757	1.0624	0.9529	0.8838	0.7829
70	2.0601	1.5425	1.2881	1.0424	1.0797	0.9246	0.7388	0.5938
72	-	-	1.4749	0.9272	1.1609	0.9340	0.7693	0.7786
73	2.1342	1.7318	1.4318	1.0233	1.0554	0.9216	0.8446	0.8846
74	-	-	-	1.0802	1.0428	0.9415	0.8249	0.7580
76	2.0791	1.9165	1.3660	1.0048	1.0997	0.9536	0.7841	0.7697
77	-	-	-	-	1.1456	0.9430	0.8518	0.7084
80	-	1.7145	1.5774	1.3274	1.0163	0.9533	0.7453	0.8205
85	2.1482	1.4127	1.4248	1.1464	1.0326	0.9441	0.8955	0.5569
87	-	-	1.3245	1.0958	1.1030	0.9204	0.8265	0.8590
89	2.1788	1.7005	1.4402	1.4140	0.9857	0.9307	0.7818	0.8631
90	-	-	-	-	-	0.9252	0.9030	0.8215
91	2.1859	1.5666	1.4759	1.5271	1.0508	0.9550	0.8556	0.8202
92	-	-	-	-	-	0.9780	0.9174	0.7674
99	-	1.8642	1.3953	1.0595	1.0280	0.9616	0.8599	0.7562
100	-	-	-	-	0.9893	0.9267	0.8776	0.9854
103	-	-	-	1.0196	1.0358	0.9630	0.6817	0.6922
104	2.0947	1.5255	1.4451	1.3442	1.1102	0.9537	0.8700	1.0249
105	-	-	-	-	1.0629	0.9682	0.8553	0.7195
107	2.1132	1.7393	1.3789	1.0733	1.0485	0.9318	0.8595	0.6916
110	-	-	-	1.4665	1.0656	0.9689	0.7937	0.7440
111	-	-	-	-	-	-	-	0.9167
112	-	-	-	-	-	-	-	0.7094
113	-	-	-	-	-	-	-	0.7666
116	-	-	-	-	-	-	-	0.8327

Detail pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit sesuai dengan jumlah unit pembangkit yang dioptimisasi adalah sebagaimana disajikan pada tabel 4.19.

4.5.3. Konsistensi Konvergensi Algoritma Firefly

Pengujian selanjutnya adalah untuk menguji konsistensi konvergensi algoritma AMFA. Pengujian dilakukan dengan cara berulang sebanyak 10 kali dalam optimisasi pembangkitan daya dari 54 unit pembangkit pada sistem IEEE 118 bus. Pengujian dilakukan dengan dua kondisi yang berbeda. Pertama, pengujian dilakukan dengan catatan bahwa nilai awal dari populasi yang digunakan adalah sama untuk tiap pengulangan pengujian. Nilai awal tersebut ditetapkan secara acak diawal proses sebelum pengulangan pengujian dilakukan. Nilai awal tersebut dipergunakan pada setiap pengulangan. Kedua, pengujian dilakukan dengan catatan bahwa nilai awal dari populasi yang digunakan adalah ditetapkan secara pada tiap awal pengulangan pengujian. Dengan demikian dapat dipastikan bahwa nilai awal populasi adalah berbeda untuk tiap pengulangan pengujian. Parameter algoritma dan variabel yang dioptimisasi disajikan pada tabel 4.20.

Tabel 4. 20 Detail data pengujian konistensi konvergensi algoritma AMFA dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus

Studi kasus	Optimisasi pembangkitan daya
Sistem uji	IEEE 118 bus (terlampir)
Jumlah unit pembangkit	54
Jumlah variabel optimisasi	54
Algoritma	AMFA
Parameter algoritma	$\alpha = 0.5$, $\beta = 1.0$, dan $\gamma = 1.0$
Jumlah populasi	30
Iterasi maksimum	500
Jumlah pengulangan pengujian	10

Hasil konsistensi konvergensi AMFA dalam 10 kali pengulangan untuk kedua kondisi pengujian dirangkum dalam tabel 4.21. Dari tabel dapat diamati bahwa untuk kondisi pertama dimana nilai awal populasi adalah sama untuk tiap pengulangan pengujian, AMFA menunjukkan hasil yang konsisten mampu

konvergen pengulangan sebanyak 10 kali. Kecepatan konvergensi yang didapatkan juga konsisten yaitu konvergen pada iterasi ke 159. Pada kondisi pengujian kedua, nilai awal populasi ditetapkan secara acak pada setiap pengulangan sehingga nilai awal yang digunakan berbeda untuk tiap pengulangan pengujian. Hal ini berdampak pada kecepatan konvergensi dari AMFA tergantung populasi dan fitness awal yang digunakan. Secara keseluruhan, algoritma AMFA menunjukkan konsistensi dalam hasil optimal dari pembangkitan daya tiap unit pembangkit, dengan total pembangkitan berkisar antara 42.197 p.u sampai 42.4201 p.u.

Tabel 4. 21 Konsistensi konvergensi algoritma AMFA untuk 10 pengulangan dalam optimisasi pembangkitan daya sistem tenaga listrik IEEE 118 bus, 54 unit pembangkit

Pengujian ke	Kondisi pengujian 1 : Nilai awal dari populasi adalah sama untuk semua pengulangan dan ditetapkan secara acak			Kondisi pengujian 2 : Nilai awal populasi ditetapkan secara acak pada tiap pengulangan pengujian		
	Iterasi	Waktu (detik)	Total daya pembangkit (p.u)	Iterasi	Waktu (detik)	Total daya pembangkit (p.u)
1	159	13.71	42.4202	134	11.40	42.4201
2	159	13.53	42.4202	183	15.60	42.4201
3	159	13.45	42.4202	94	7.99	42.4200
4	159	13.64	42.4202	121	10.27	42.4198
5	159	13.54	42.4202	81	6.97	42.4200
6	159	13.38	42.4202	169	14.35	42.4198
7	159	13.90	42.4202	188	16.13	42.4201
8	159	13.52	42.4202	112	9.54	42.4200
9	159	13.65	42.4202	295	25.35	42.4197
10	159	13.53	42.4202	174	14.80	42.4199

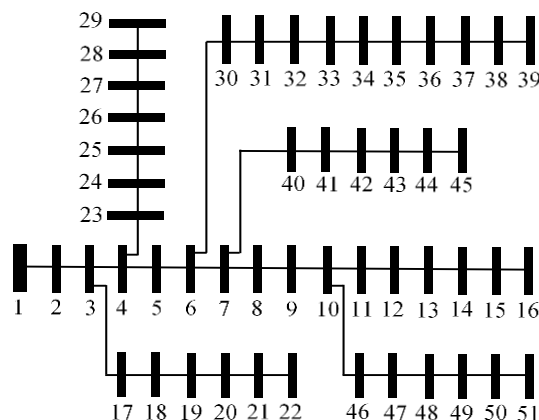
BAB 5

KINERJA ALGORITMA HIBRID AMFA-DE DALAM OPTIMISASI DG UNTUK REDUKSI RUGI DAYA DAN PERBAIKAN TEGANGAN PADA JARINGAN DISTRIBUSI

Pada bab ini dibahas tentang hasil dari penelitian kedua yaitu optimisasi pembangkitan terdistribusi atau distributed generation (DG) yang diintegrasikan pada jaringan distribusi. Optimisasi mencakup lokasi pemasangan dan ukuran atau kapasitas daya dari DG. Obyektif optimisasi adalah untuk meminimalkan rugi daya dan meningkatkan profile tegangan dalam jaringan. Algoritma yang digunakan adalah kombinasi dari AMFA dan DE. Optimisasi tahap pertama adalah untuk mendapatkan lokasi optimal integrasi DG menggunakan algoritma AMFA untuk memaksimalkan indek sensitivitas (S_k), kemudian dilanjutkan dengan optimisasi kapasitas DG menggunakan algoritma DE untuk meminimalkan rugi daya (P_{loss}) dan indek deviasi tegangan (VDI). Optimisasi kapasitas DG dilakukan pada faktor daya 1 dan 0.95 lagging. Algoritma Imperialist Competition Algorithm (ICA) dan Genetic Algorithm (GA) digunakan sebagai pembandingan untuk mengukur kinerja dan memvalidasi hasil dari algoritma yang diusulkan.

5.1. Data Sistem Distribusi Radial IEEE-51 bus

Sistem uji yang digunakan adalah sistem IEEE 51-bus dengan 50 saluran sebagaimana ditunjukkan pada gambar 5.1.



Gambar 5. 1 Diagram sistem distribusi radial IEEE 51-bus, 50 saluran.

Data daya beban dan impedansi saluran masing-masing ditunjukkan pada tabel 5.1 dan 5.2. Total daya beban dalam jaringan adalah 2463 MW dan 1569 MVAR sebagai beban dasar.

Tabel 5.1 Data daya beban dasar yang terdistribusi pada tiap bus

Bus	P (MW)	Q (MVAR)		Bus	P (MW)	Q (MVAR)
1	0	0		27	16	8
2	40	30		28	18	10
3	60	40		29	40	30
4	20	10		30	40	30
5	80	60		31	20	15
6	38	18		32	30	20
7	20	15		33	36	26
8	60	40		34	50	40
9	70	45		35	27	18
10	60	35		36	33	16
11	80	50		37	42	22
12	10	5		38	55	30
13	25	15		39	44	26
14	55	45		40	80	70
15	120	80		41	60	30
16	40	25		42	45	30
17	35	25		43	48	28
18	60	30		44	68	38
19	80	50		45	77	23
20	60	35		46	60	30
21	50	30		47	40	20
22	50	30		48	45	45
23	80	60		49	70	50
24	45	25		50	30	20
25	38	18		51	35	30
26	78	48		Total	2463	1569

Tabel 5.2 Data resistansi (R) dan reaktansi (X) saluran

No. saluran	Bus		R	X		No. saluran	Bus		R	X
	dari	ke					dari	ke		
1	1	2	0.2740	0.3560		26	26	27	0.5464	0.1558
2	2	3	0.1370	0.1780		27	27	28	1.0928	0.3117
3	3	4	0.3288	0.4272		28	28	29	0.2732	0.0779
4	4	5	0.1096	0.1424		29	6	30	0.7020	0.4774
5	5	6	0.5400	0.4356		30	30	31	0.6480	0.4406
6	6	7	0.3600	0.2904		31	31	32	0.6480	0.4406
7	7	8	0.3600	0.2904		32	32	33	0.6480	0.4406
8	8	9	0.7200	0.5808		33	33	34	0.5400	0.3672
9	9	10	2.7320	0.7792		34	34	35	0.3240	0.2203
10	10	11	2.0490	0.5844		35	35	36	0.3888	0.2644
11	11	12	2.0490	0.5844		36	36	37	0.4320	0.2938
12	12	14	0.9562	0.2727		37	37	38	0.5940	0.4039
13	13	14	1.0928	0.3117		38	38	39	0.7020	0.4774
14	14	15	1.5026	0.4286		39	7	40	1.9124	0.5454
15	15	16	3.0052	0.8571		40	40	41	3.0052	0.8571
16	3	17	2.7320	0.7792		41	41	42	2.4588	0.7013
17	17	18	0.8196	0.2338		42	42	43	2.1856	0.6234
18	18	19	1.3660	0.3896		43	43	44	2.1856	0.6234
19	19	20	1.3660	0.3896		44	44	45	0.6830	0.1948
20	20	21	2.0490	0.5844		45	9	46	0.9562	0.2727
21	21	22	1.5026	0.4286		46	46	47	1.0245	0.2922
22	4	23	1.6392	0.4675		47	47	48	1.2294	0.3506
23	23	24	1.7758	0.5065		48	48	49	1.7758	0.5065
24	24	25	1.0928	0.3117		49	49	50	1.6392	0.4675
25	25	26	0.8196	0.2338		50	50	51	1.3660	0.3896

5.2. Optimisasi Lokasi Pemasangan DG dengan Algoritma AMFA

Optimisasi penempatan DG dengan algoritma AMFA bertujuan menentukan lokasi yang paling tepat untuk pemasangan DG pada jaringan distribusi sehingga dapat memaksimalkan indeks sensitivitas (S_k) sesuai persamaan (27). Jumlah DG yang dioptimisasi adalah dari 1 sampai dengan 10 unit DG dengan $pf=1$. Pada

optimisasi ini, tingkat penetrasi DG yang digunakan adalah 10% dari total daya beban dasar yang terhubung pada jaringan distribusi.

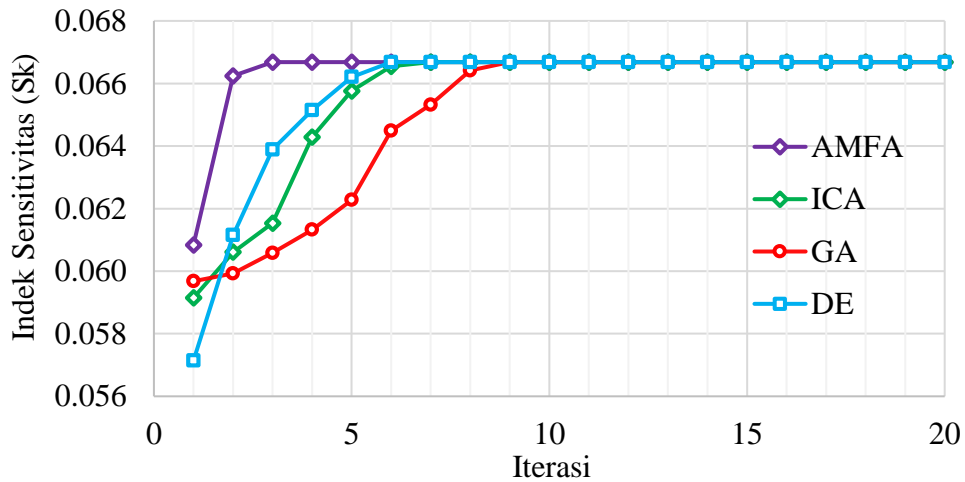
Tabel 5.3 menyajikan hasil optimisasi penempatan DG untuk memaksimalkan indek sensitivitas (S_k). Hasil optimisasi penempatan DG dengan algoritma AMFA dibandingkan terhadap optimisasi dengan algoritma lainnya yang terdiri dari DE, GA, dan ICA. Perbandingan ini dimaksudkan untuk memvalidasi hasil dan mengukur kinerja algoritma AMFA yang diusulkan. Nilai S_k yang didapatkan disusun secara berurutan dari nilai tertinggi sampai dengan nilai terendah. Hasil optimisasi dari semua algoritma yang digunakan menunjukkan bahwa lokasi optimal untuk DG pertama hingga ketujuh adalah sama, yaitu pada bus 16, 45, 15, 44, 14, 43, dan 13. Untuk 3 DG berikutnya, algoritma AMFA menghasilkan lokasi optimal pada bus 12, 22, dan 42, sedangkan algoritma DE, GA, dan ICA memiliki lokasi optimal pada bus 51, 12, dan 50. Untuk tahap selanjutnya pada optimisasi kapasitas daya DG, dibatasi hanya untuk 3 unit DG, sehingga dipilih lokasi dengan S_k yang tertinggi yaitu pada bus 16, 45, dan 15.

Tabel 5.3 Lokasi DG dan indek sensitivitas (S_k)

No	AMFA		DE		GA		ICA	
	Bus	S_k	Bus	S_k	Bus	S_k	Bus	S_k
1	16	0.6667	16	0.6667	16	0.6667	16	0.6667
2	45	0.0612	45	0.0612	45	0.0612	45	0.0612
3	15	0.0601	15	0.0601	15	0.0601	15	0.0601
4	44	0.0597	44	0.0597	44	0.0597	44	0.0597
5	14	0.0567	14	0.0567	14	0.0567	14	0.0567
6	43	0.0548	43	0.0548	43	0.0548	43	0.0548
7	13	0.0542	13	0.0542	13	0.0542	13	0.0542
8	12	0.0520	51	0.0537	51	0.0537	51	0.0537
9	22	0.0503	12	0.0520	12	0.0520	12	0.0520
10	42	0.0498	50	0.0508	50	0.0508	50	0.0508

Dari tabel 5.3 dapat diamati bahwa hasil optimisasi lokasi pemasangan DG untuk memaksimalkan S_k adalah relatif sama untuk semua algoritma yang digunakan. Hal ini menunjukkan bahwa hasilnya adalah valid. Namun demikian,

jika dilihat dari karakteristik konvergensi, masing-masing algoritma menunjukkan kinerja yang berbeda. Gambar 5.2 menunjukkan perbandingan karakteristik konvergensi dari algoritma AMFA, DE, GA, dan ICA yang digunakan dalam optimisasi penempatan DG. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa algoritma AMFA yang diusulkan lebih efektif dan konvergensi yang lebih cepat dibandingkan ketiga algoritma pembanding.



Gambar 5. 2 Konvergensi algoritma AMFA, ICA, GA, dan DE dalam optimisasi lokasi pemasangan DG

5.3. Optimisasi Kapasitas DG dengan Algoritma DE

Berdasarkan hasil optimisasi lokasi pemasangan tiga unit DG telah didapatkan lokasi optimal yaitu pada bus 16, 45, dan 15. Untuk selanjutnya dilakukan optimisasi untuk menentukan kapasitas yang tepat untuk masing-masing dari ketiga DG dengan obyektif meminimalkan rugi-rugi daya dalam jaringan dan deviasi tegangan bus dalam jaringan sistem tenaga. Secara matematis, obyektif optimisasi dinyatakan dengan persamaan (28) yang telah didiskusikan pada bab sebelumnya. Faktor bobot untuk kehilangan daya aktif dan deviasi tegangan masing-masing adalah $w_1 = 0.6$ dan $w_2 = 0.4$. Kendala atau batasan yang harus dipatuhi adalah sesuai dengan persamaan (29) sampai dengan (33). Untuk mengkaji pengaruh faktor daya, simulasi optimisasi kapasitas DG dilakukan mencakup dua kasus dengan faktor daya yang berbeda. Pada kasus pertama, DG yang dioptimisasi

beroperasi dengan faktor daya 1 ($pf = 1$), sedangkan pada kasus kedua adalah DG dengan faktor daya 0.95 lagging ($pf = 0.95$ lagging).

5.3.1. Kasus-1: Optimisasi Kapasitas DG dengan $pf = 1$

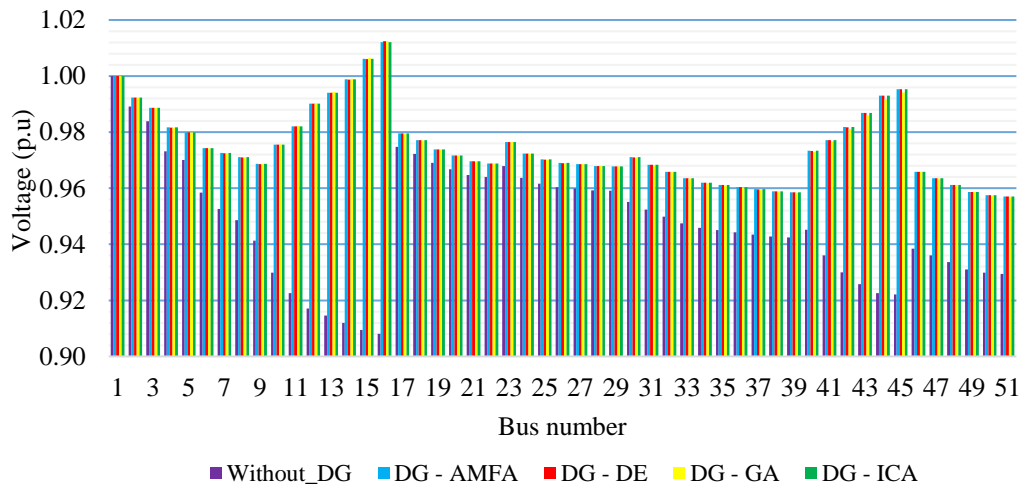
Pada kasus pertama, optimisasi untuk menentukan kapasitas yang paling tepat untuk ketiga unit DG masing-masing dengan $pf = 1$ yang dipasang pada bus 16, 45, dan 15. Hasil optimisasi yang didapatkan adalah sebagaimana yang disajikan pada tabel 5.4. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa optimisasi kapasitas DG dengan algoritma DE menghasilkan rugi-rugi daya Ploss dan Qloss masing-masing sebesar 86.4569 kW dan 54.4044 kVAR. Tegangan bus terendah adalah 0.95703 p.u pada bus 51. Deviasi tegangan yang didapatkan adalah 0,57553 p.u. Hasil ini divalidasi dengan membandingkan optimisasi dengan algoritma AMFA, GA, dan ICA.

Tabel 5.4 Hasil optimisasi kapasitas DG dengan $pf= 1$

Parameter	Tanpa DG	Dengan DG yang dioptimisasi dengan algoritma			
		DE	FA	GA	ICA
Kapasitas DG (kW)	-	308.0097	287.6826	294.1836	287.6332
	-	499.9999	500.0000	488.7974	500.0000
	-	478.9099	500.0000	497.5241	500.0000
Total kapasitas DG (kW)	-	1286.9195	1287.6826	1280.5051	1287.6332
Total Ploss (kW)	129.5555	86.4569	86.2623	86.2265	86.2586
Total Qloss (kVAR)	111.6832	54.4044	54.3316	54.4368	54.3313
Tegangan bus terendah (p.u)	0.90812	0.95703	0.95705	0.95698	0.95705
Bus bertegangan terendah	16	51	51	51	51
Deviasi tegangan	0.57553	0.35940	0.35930	0.35970	0.35930

Profil tegangan bus secara keseluruhan ditunjukkan pada gambar 5.3. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa perbaikan profil tegangan terjadi secara signifikan setelah pemasangan DG yang dioptimisasi dibandingkan terhadap sistem tanpa DG. Tegangan bus terendah juga mengalami perbaikan. Pada jaringan tanpa DG, tegangan terendah adalah 0.90812 p.u yang terjadi pada bus 16, nilai tersebut

mengalami perbaikan setelah pemasangan DG menjadi 0.95703 p.u yang terjadi pada bus 51. Deviasi tegangan bus juga mengalami perbaikan dari 0.57553 ketika jaringan tanpa DG menjadi 0.35940 setelah pemasangan DG yang dioptimisasi.



Gambar 5. 3 Profil tegangan bus dalam jaringan setelah dilakukan optimisasi kapasitas DG dengan $pf=1$

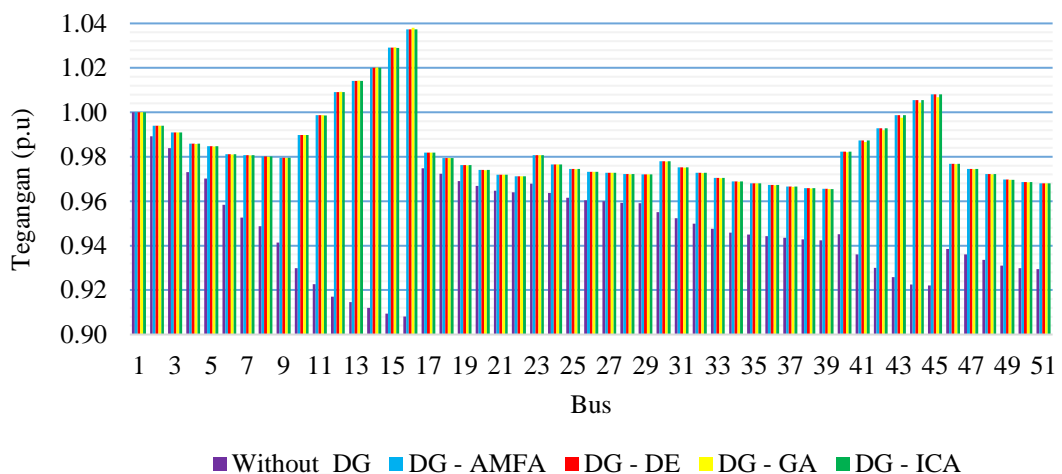
5.3.2. Kasus-2: Optimisasi Kapasitas DG dengan $pf=0.95$ lagging

Pada kasus kedua, optimisasi dilakukan untuk menentukan kapasitas yang tepat untuk ketiga unit DG masing-masing dengan $pf=0.95$ lagging. Kondisi beban, tingkat penetrasi DG, dan faktor bobot objektif dipilih sama seperti pada kasus-1.

Tabel 5.5 Hasil optimisasi DG dengan $pf=0.95$ lagging

Parameter	Tanpa DG	Dengan DG yang dioptimisasi dengan algoritma			
		DE	FA	GA	ICA
Kapasitas DG (kW)	-	358.5157	358.4900	379.0565	358.0000
	-	500.0000	500.0000	488.7974	500.0000
	-	499.9781	500.0000	483.5395	500.0000
Total kapasitas DG (kW)	-	1358.493	1358.490	1351.393	1358.000
Total Ploss (kW)	129.5555	71.6509	71.6502	71.9267	71.6094
Total Qloss (kVAR)	111.6832	37.1862	37.1861	37.4129	37.1836
Tegangan bus terendah (p.u)	0.9081	0.9651	0.9651	0.9653	0.9655
Bus bertegangan terendah	16	39	39	39	39
Deviasi tegangan	0.5755	0.3085	0.3085	0.3090	0.3085

Tabel 5.5 menyajikan hasil optimisasi dengan algoritma DE dan divalidasi dengan algoritma AMFA, GA, dan ICA. Hasil optimisasi menunjukkan bahwa rugi-rugi daya yang terjadi masing-masing sebesar 71.6509 kW dan 37.1862 kVAR. Profil tegangan bus secara keseluruhan ditunjukkan pada gambar 5.4. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa perbaikan profil tegangan terjadi secara signifikan setelah pemasangan DG yang dioptimisasi dibandingkan terhadap sistem tanpa DG. Tegangan bus terendah juga mengalami perbaikan. Pada jaringan tanpa DG, tegangan terendah adalah 0.9081 p.u yang terjadi pada bus 16, nilai tersebut mengalami perbaikan setelah pemasangan DG menjadi 0.9651 p.u yang terjadi pada bus 39. Deviasi tegangan bus juga mengalami perbaikan dari 0.5755 ketika jaringan tanpa DG menjadi 0.3085 setelah pemasangan DG yang dioptimisasi.



Gambar 5. 4 Profil tegangan bus dalam jaringan setelah dilakukan optimisasi kapasitas DG dengan $pf=0.95$ lagging

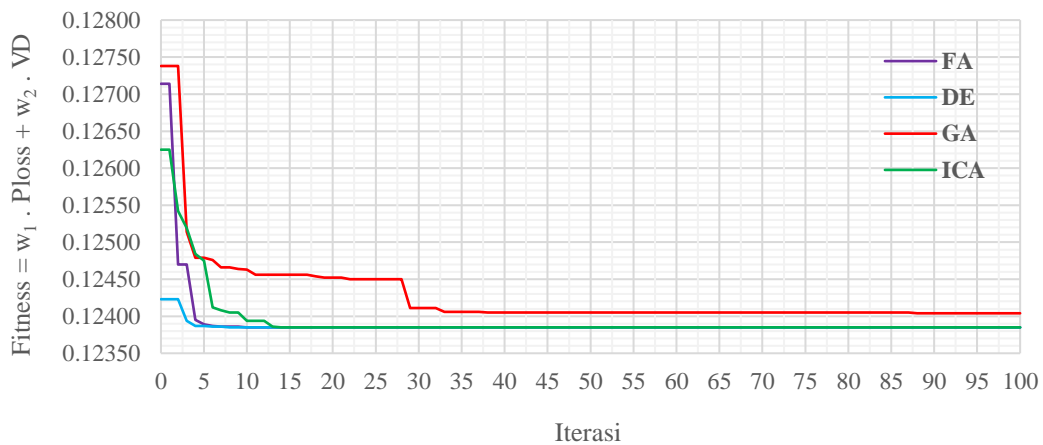
5.3.3. Perbandingan Hasil Optimisasi Kapasitas DG Untuk Faktor Daya Yang Berbeda Pada Kasus-1 dan Kasus-2

Tabel 5.6 menyajikan perbandingan hasil optimisasi untuk DG dengan $pf=1$ dan $pf=0.95$ lagging. Perbandingan tersebut meliputi reduksi rugi daya dan reduksi deviasi tegangan sebagai komponen fitness dari obyektif optimisasi.

Tabel 5.6 Perbandingan hasil optimisasi kapasitas DG untuk faktor daya yang berbeda (pf= 1 dan pf=0.95 lagging)

pf DG	Parameter	Dengan DG yang dioptimisasi dengan algoritma			
		DE	FA	GA	ICA
1	% Reduksi Ploss	33.2665	33.4167	33.4443	33.4196
	% Reduksi Qloss	51.2869	51.3520	51.2578	51.3523
	% Reduksi deviasi tegangan	37.5532	37.5706	37.5011	37.5706
0.95 lagging	% Reduksi Ploss	44.6948	44.6954	44.4819	44.7269
	% Reduksi Qloss	66.7038	66.7039	66.5009	66.7062
	% Reduksi deviasi tegangan	46.3885	46.3190	46.3885	46.3885

Gambar 5.5 menunjukkan sifat konvergensi dari algoritma yang digunakan dalam optimisasi. Algoritma DE menunjukkan kinerja terbaik dibandingkan algoritma FA, GA, dan ICA dan mampu konvergen lebih cepat



Gambar 5. 5 Konvergensi algoritma DE, FA, GA, dan ICA dalam optimisasi kapasitas DG

5.4. Analisa Hasil Optimisasi

Optimalisasi penempatan DG dengan S_k sebagai tujuan telah menghasilkan sepuluh bus terbaik untuk penempatan DG. Pemilihan bus terbaik mengacu pada nilai S_k dari bus tersebut. Bus dengan S_k tertinggi berarti pemasangan DG pada bus tersebut akan memberikan perbaikan profil tegangan bus yang paling signifikan. Bus 16 yang menempati peringkat teratas menjadi prioritas dibandingkan dengan bus-bus lain yang berada di bawahnya.

Hasil optimisasi penempatan DG dengan AMFA sebagai metode yang diusulkan sangat mirip dengan metode pembandingan yang terdiri dari DE, GA, dan ICA. Kemiripan ini menunjukkan bahwa hasil yang diperoleh dari metode yang diusulkan adalah valid. Hasil optimisasi penempatan DG dengan AMFA memiliki kemiripan dengan metode pembandingan yang terdiri dari DE, GA, dan ICA. Kesamaan ini mengindikasikan bahwa hasil yang didapatkan dari metode yang diusulkan adalah valid. AMFA dapat lebih efektif dibandingkan dengan DE, GA, dan ICA, terutama dalam hal konvergensi. AMFA lebih cepat konvergen dibandingkan algoritma pembandingan, dimana AMFA sudah memberikan hasil pada iterasi ke-3. Sebagai perbandingan, algoritma DE, GA, dan ICA konvergen pada iterasi ke-8, 11, dan 9. Kemampuan untuk memberikan hasil yang lebih cepat akan sangat bermanfaat ketika metode yang diusulkan diterapkan pada sistem distribusi yang besar dengan lebih banyak bus.

Dalam kasus optimisasi ukuran DG, algoritma DE sebagai metode yang diusulkan dibandingkan dengan algoritma FA, GA, dan ICA. Metode yang diusulkan memberikan hasil optimisasi yang sama dengan algoritma FA dan ICA. Ketiga algoritma tersebut dapat memberikan hasil yang paling optimal untuk meminimalkan objektif optimisasi yang terdiri dari rugi daya aktif dan deviasi tegangan hingga mencapai nilai terendah yaitu 0.12385. Kesamaan ini menunjukkan validitas metode yang diusulkan. Sebaliknya, algoritma GA hanya dapat memberikan hasil terendah sebesar 0.12405. Jika dievaluasi dari konvergensi, algoritma yang diusulkan lebih efektif daripada tiga algoritma lainnya. Algoritma DE konvergen paling cepat, dimana pada iterasi ke-8 sudah memberikan hasil ukuran DG yang optimal. Sedangkan algoritma FA, GA, dan ICA konvergen pada iterasi ke-10, 38, dan 14 secara berurutan. Dari uraian di atas, kombinasi algoritma AMFA dan DE dalam mengoptimalkan penempatan dan ukuran DG telah menunjukkan keefektifannya.

Pemasangan DG yang dioptimalkan telah mampu memperbaiki kondisi sistem. Perbaikan tersebut antara lain mengurangi rugi-rugi daya dan deviasi tegangan serta meningkatkan profil tegangan bus pada jaringan distribusi. Faktor daya DG juga sangat berpengaruh terhadap hasil yang didapatkan. DG dengan

faktor daya 0.95 lagging memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan faktor daya unity. Rugi-rugi daya dan deviasi tegangan menurun, dan profil tegangan bus meningkat paling signifikan. Uraian di atas membuktikan bahwa integrasi DG pada jaringan distribusi telah menyelesaikan permasalahan yang disebabkan oleh panjangnya saluran transmisi.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 6

KINERJA ALGORITMA HIBRID PARALEL PS-GWO DALAM OPTIMISASI PELEPASAN BEBAN PADA JARINGAN DISTRIBUSI TERISOLASI

Pada bab ini dibahas tentang hasil dari penelitian ketiga yaitu optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi dari jaringan utama. Sebagaimana telah dijelaskan pada bab sebelumnya, bahwa pada saat suatu jaringan distribusi terisolasi dari jaringan utama akan menyebabkan kekurangan pasokan daya dalam jumlah yang signifikan dan terjadi ketidakseimbangan daya antara pembangkitan dan beban dalam jaringan. Pasokan daya hanya mengandalkan pada kemampuan pembangkit terdistribusi (DG) yang terhubung pada jaringan terisolasi tersebut. Salah satu strategi yang dapat dilakukan adalah mengurangi atau melepaskan sebagian dari daya beban yang terhubung dalam jaringan sehingga tercipta keseimbangan daya. Dengan demikian jaringan distribusi tetap bisa mempertahankan keberlanjutan pasokan daya ke beban semaksimal mungkin sesuai ketersediaan pasokan daya dalam jaringan.

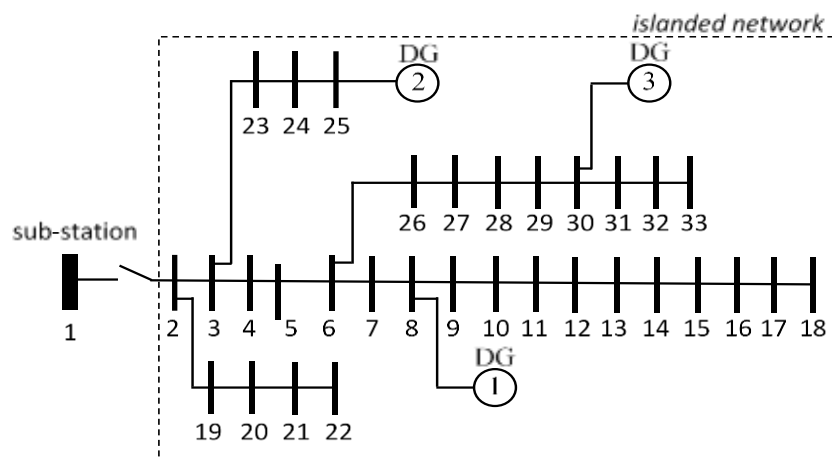
Diantara beban yang terhubung dalam jaringan distribusi, terdapat beban-beban tertentu tidak bisa menoleransi ketiadaan pasokan daya listrik. Beban-beban tersebut lebih dikenal sebagai beban prioritas. Dalam perencanaan pelepasan beban pada jaringan distribusi yang terisolasi harus memperhatikan bahwa beban prioritas harus tetap dipertahankan dalam jaringan. Dalam penelitian ini, beban prioritas dijadikan sebagai salah satu kendala yang harus dipenuhi.

Pada penelitian ini dilakukan optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang mengalami isolasi dari jaringan utama. Optimisasi ini bertujuan untuk mengurangi daya DG yang tidak terserap oleh beban yang tersisa dan mempertahankan tegangan dalam batas yang ditentukan. Dengan demikian seluruh daya DG bisa diberdayakan semaksimal mungkin untuk menjaga keberlanjutan pasokan daya dalam jaringan distribusi. Keberadaan beban prioritas dijadikan sebagai salah satu kendala yang harus dipenuhi dalam optimisasi pelepasan beban. Optimisasi pelepasan beban dilakukan dengan menerapkan

algoritma hybrid paralel Particle Swarm Optimization - Grey Wolf Optimizer (PS-GWO). Performa PS-GWO diuji pada sistem distribusi radial IEEE 33 bus yang dimodifikasi dengan mengintegrasikan tiga unit DG. Simulasi dilakukan dengan mempertimbangkan tingkat pembebanan mulai dari 80% hingga 140% dari beban dasar. Untuk memvalidasi hasil optimisasi dan mengukur kinerja algoritma PS-GWO, dilakukan perbandingan terhadap hasil dari algoritma standar PSO dan standar GWO.

6.1. Data Sistem Uji

Sistem pengujian yang digunakan dalam penelitian ini adalah jaringan distribusi radial IEEE 33-bus yang diintegrasikan dengan tiga unit DG, seperti yang ditunjukkan pada gambar 6.1. Jumlah bus dan saluran pada sistem uji masing-masing adalah 33 dan 32. Total daya beban dasar yang digunakan adalah 3,715 MW dan 2,29 MVAR.



Gambar 6. 1 Diagram sistem distribusi radial IEEE 33bus termodifikasi dengan integrasi 3 unit DG

Data dari tiga unit DG yang mencakup tipe DG, lokasi pemasangan, dan batas maksimal daya pembangkitan DG yang digunakan dalam penelitian adalah sebagaimana yang disajikan pada tabel 6.1. Data beban yang terhubung pada tiap

bus dalam jaringan disajikan pada tabel 6.2 lengkap dengan daya aktif, daya reaktif, dan faktor daya beban tersebut.

Tabel 6.1 Data lokasi, jenis, kapasitas daya, dan faktor daya DG

DG	Bus	Tipe DG	$P_{out-max}$ (MW)	pf
1	8	PQ-DG	700	0.8
2	25	PQ-DG	300	0.8
3	30	PQ-DG	500	0.8

Tabel 6.2 Data beban dasar

Bus	P_{load} (kW)	Q_{load} (kVAR)	pf	Beban prioritas (%)	Bus	P_{load} (kW)	Q_{load} (kVAR)	pf	Beban prioritas (%)
1	0	0	-	0	18	90	40	0.91	33
2	100	60	0.86	33	19	90	40	0.91	15
3	90	40	0.91	24	20	90	40	0.91	48
4	120	80	0.83	20	21	90	40	0.91	21
5	60	30	0.89	17	22	90	40	0.91	29
6	60	20	0.95	24	23	90	50	0.87	5
7	200	100	0.89	36	24	420	200	0.90	17
8	200	100	0.89	22	25	420	200	0.90	11
9	60	20	0.95	7	26	60	25	0.92	36
10	60	20	0.95	20	27	60	25	0.92	21
11	45	30	0.83	0	28	60	20	0.95	25
12	60	35	0.86	33	29	120	70	0.86	16
13	60	35	0.86	10	30	200	60	0.96	35
14	120	80	0.83	28	31	150	70	0.91	23
15	60	10	0.99	12	32	210	100	0.90	32
16	60	20	0.95	45	33	60	40	0.83	4
17	60	20	0.95	38	Tot.	3715	2290		

6.2. Optimisasi Pelepasan Beban dengan Algoritma Hybrid Paralel PSO-GWO

Simulasi pelepasan beban mencakup 3 studi kasus untuk tingkat pembebanan yang terdiri dari 80%, 100%, dan 140% dari beban dasar sebagaimana yang ditunjukkan pada tabel 6.3. Optimisasi pelepasan beban dilakukan dengan menerapkan algoritma PS-GWO dan dibandingkan dengan algoritma PSO dan GWO standar. Tabel 6.4 menyajikan parameter yang digunakan untuk setiap

algoritma. Performa algoritma PS-GWO diukur berdasarkan hasil optimisasi pelepasan beban yang meliputi fitness dari objektif yang diinginkan, kecepatan konvergensi, rugi-rugi daya pada jaringan, dan profil tegangan bus setelah dilakukan pelepasan beban.

Tabel 6.3 Studi kasus tentang Optimisasi Pelepasan Beban

Studi kasus	DG dan lokasi	Maksimum Daya DG (MW)	Tingkat pembebanan
1	DG 1 (bus 8) DG 2 (bus 25) DG 3 (bus 30)	700 300 500	80 % dari beban dasar
2	DG 1 (bus 8) DG 2 (bus 25) DG 3 (bus 30)	700 300 500	100 % dari beban dasar
3	DG 1 (bus 8) DG 2 (bus 25) DG 3 (bus 30)	700 300 500	140 % dari beban dasar

Tabel 6.4 Parameter algoritma PSO, GWO, dan PS-GWO yang digunakan

Parameter	PSO	GWO	PS-GWO
Populasi (Np)	30	30	30
Iterasi maksimum	100	100	100
Parameter algoritma	kP = 0.25 C ₁ = 2.5 C ₂ = 2	a = 2	kP = 0.25 C ₁ = 2.5 C ₂ = 2 a = 2

6.2.1. Kasus-1: Optimisasi Pelepasan Beban Pada Pembebanan 80% dari Beban Dasar.

Ketika jaringan distribusi dibebani pada 80% dari beban dasar, total daya aktif dan reaktif dari beban dalam jaringan masing-masing adalah 2.9720 MW dan 1.4080 MVAR. Pembangkitan daya maksimum dari ketiga unit DG adalah 1.500 MW dan 1.2000 MVAR, dengan faktor daya 0,8. Jaringan yang terisolasi memiliki defisit daya pembangkitan dan beban sebesar 1,4720 MW. Pelepasan beban secara parsial diperlukan untuk mendapatkan keseimbangan daya antara pembangkitan dan beban DG.

Ringkasan hasil optimisasi, termasuk total daya beban 80% dari beban dasar (P_{load}), total pelepasan beban (P_{shed}), total daya beban yang tersisa di jaringan (P_{remain}), rugi-rugi daya pada jaringan ($P_{loss-afterLS}$), dan deviasi tegangan (VD) setelah pelepasan beban yang dioptimisasi dengan algoritma PS-GWO yang diusulkan, PSO, dan GWO sebagai pembandingan ditunjukkan pada tabel 6.5.

Tabel 6.5 Ringkasan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 80% dari beban dasar

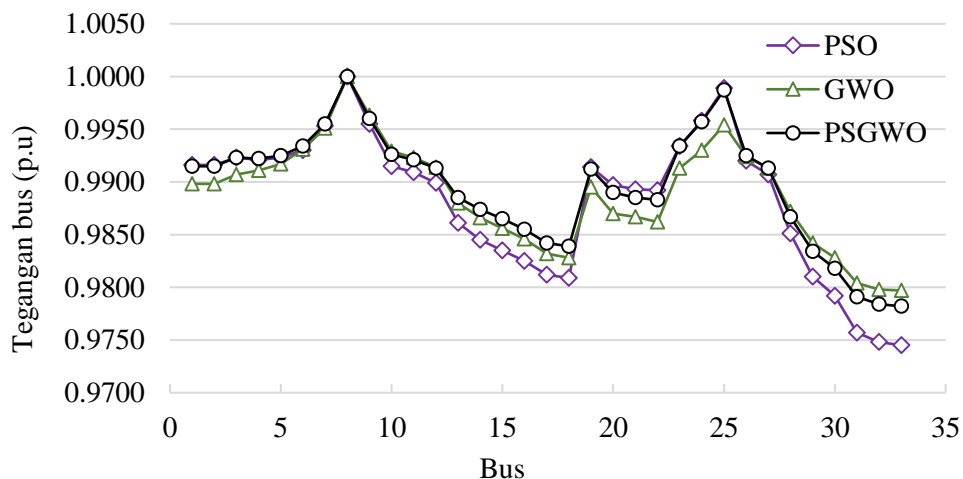
Parameter	Algoritma Optimisasi		
	PS-GWO	PSO	GWO
P_{load} (MW)	2.9720	2.9720	2.9720
P_{shed} (MW)	1.4845	1.4890	1.4854
P_{remain} (MW)	1.4875	1.4830	1.4866
$P_{loss-afterLS}$ (MW)	0.0137	0.0173	0.0133
VD	0.0055	0.0067	0.0058

Dari tabel 6.5 dapat diamati bahwa algoritma PS-GWO mampu memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan algoritma PSO dan GWO. Algoritma PS-GWO menghasilkan nilai beban yang tersisa di jaringan (P_{remain}) paling tinggi yaitu sebesar 1.4875 MW, dan beban yang dilepas dari jaringan (P_{shed}) merupakan nilai yang paling rendah yaitu sebesar 1.4845 MW dibandingkan dengan hasil algoritma PSO dan GWO. Hasil ini menunjukkan bahwa PS-GWO dapat memberikan hasil yang paling optimal untuk memaksimalkan beban yang tersisa di jaringan atau meminimalkan beban yang dilepaskan dari jaringan. Hal ini berarti bahwa kapasitas daya DG dapat dimanfaatkan secara maksimal dalam mempertahankan keberlanjutan pasokan daya ke beban selama kondisi isolasi terjadi.

Kehilangan daya pada jaringan setelah pelepasan beban ($P_{loss-afterLS}$) yang dioptimalkan dengan PS-GWO adalah 0.0137 MW. Nilai ini lebih rendah dibandingkan hasil yang diperoleh dengan algoritma standar PSO sebesar 0,0173 MW. Dalam hal hal rugi daya dalam jaringan, algoritma standar GWO memberikan rugi-rugi daya terendah sebesar 0.0133 MW.

Setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, kondisi tegangan bus dalam jaringan juga lebih baik dibandingkan hasil yang diberikan algoritma standar PSO dan standar GWO. Hal ini ditunjukkan dengan nilai deviasi tegangan (VD) bus yang didapatkan dari algoritma PS-GWO sebesar 0.0055, sedangkan algoritma standar PSO dan standar GWO masing-masing menghasilkan VD sebesar 0.0067 dan 0.0058 sebagaimana ditunjukkan pada tabel 6.5.

Profil tegangan keseluruhan bus setelah pelepasan beban yang dioptimalkan dengan ketiga algoritma ditunjukkan pada gambar 6.2. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa tegangan pada semua bus dalam jaringan berada dalam batas nilai yang diijinkan, yaitu antara 0.95 p.u dan 1.05 p.u.

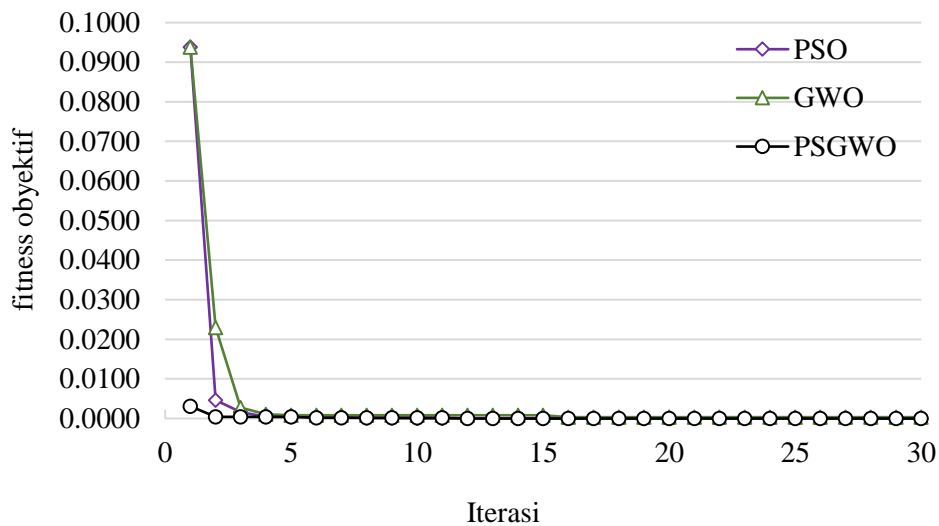


Gambar 6. 2 Profil tegangan bus dalam jaringan yang dibebani 80% dari beban dasar setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO

Nilai ini menunjukkan bahwa profil tegangan bus setelah pelepasan beban yang dioptimisasi dengan algoritma PS-GWO adalah yang terbaik karena secara umum nilai tegangan bus lebih tinggi dengan deviasi tegangan yang paling kecil dibandingkan dengan hasil algoritma standar PSO dan standar GWO.

Karakteristik konvergensi pada gambar 6.3 menunjukkan perbandingan kinerja dari ketiga algoritma dalam optimisasi pelepasan beban. Semua algoritma dapat memberikan hasil yang optimal secara global. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa bahwa PS-GWO, sebagai algoritma yang diusulkan, memiliki

kinerja terbaik dibandingkan dengan PSO dan GWO. Algoritma PS-GWO mampu konvergensi paling cepat.



Gambar 6. 3 Karakteristik konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan yang dibebani 80% dari beban dasar

6.2.2. Kasus-2: Optimisasi Pelepasan Beban Pada Pembebanan 100% dari Beban Dasar.

Pada saat jaringan mengalami pembebanan 100% dari beban dasar, total daya aktif dan reaktif beban dalam jaringan adalah 3.175 MW dan 1.760 MVAR. Dengan pembangkitan DG maksimum sebesar 1.500 MW, jaringan yang terisolasi memiliki defisit daya pembangkitan dan beban sebesar 1.675 MW. Jumlah daya beban yang harus dilepaskan dari jaringan adalah lebih besar dibandingkan ketika pembebanan jaringan pada 80% dari beban dasar yang hanya mencapai 1,4720 MW.

Hasil optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO yang dibandingkan dengan hasil dari algoritma standar PSO dan standar GWO disajikan pada tabel 6.6. Dari tabel 6.6 dapat diamati bahwa algoritma PS-GWO menghasilkan nilai beban yang tersisa di jaringan (P_{remain}) paling tinggi yaitu sebesar 1.4853 MW, dan beban yang dilepas dari jaringan (P_{shed}) merupakan nilai yang paling rendah yaitu sebesar 2.2297 MW dibandingkan dengan hasil algoritma PSO dan GWO. Dibandingkan algoritma standar PSO dan standar GWO, algoritma

PS-GWO dapat memberikan hasil yang paling optimal untuk memaksimalkan beban yang tersisa di dalam jaringan atau meminimalkan beban yang dilepaskan dari jaringan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO mampu memaksimalkan pemanfaatan kapasitas pembangkitan DG dalam memenuhi permintaan daya beban dalam jaringan selama terisolasi dari jaringan utama.

Tabel 6. 6 Ringkasan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 100% dari beban dasar

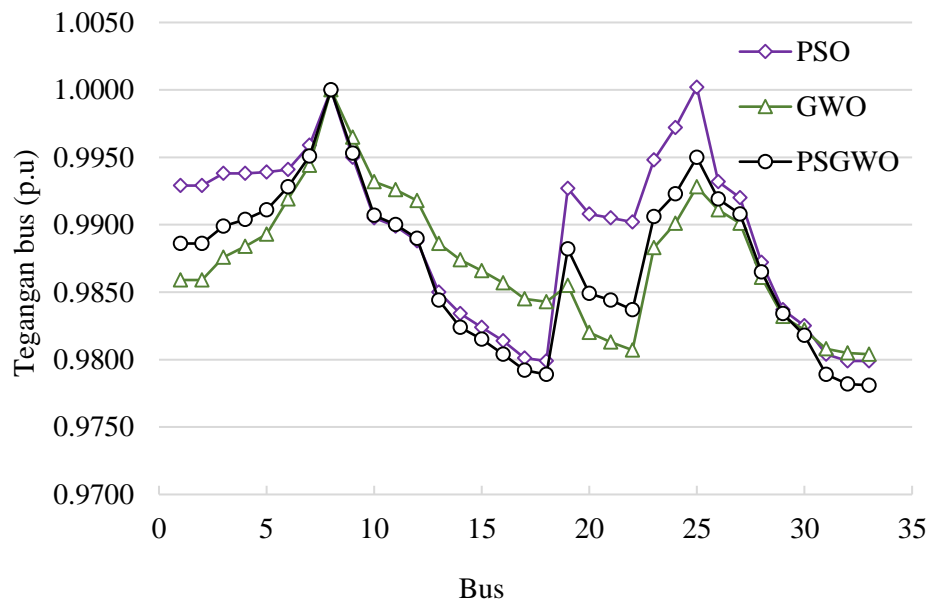
Parameter	PS-GWO	PSO	GWO
P_{load} (MW)	3.7150	3.7150	3.7150
P_{shed} (MW)	2.2297	2.2308	2.2305
P_{remain} (MW)	1.4853	1.4842	1.4845
$P_{loss-afterLS}$ (MW)	0.0147	0.0158	0.0155
VD	0.0049	0.0062	0.0058

Jika dinilai dari rugi daya dalam jaringan setelah optimisasi pelepasan beban, algoritma PS-GWO mampu memberikan hasil terbaik dimana rugi daya setelah pelepasan beban adalah sebesar 0.0147 MW. Nilai tersebut adalah paling rendah jika dibandingkan terhadap nilai rugi daya yang diperoleh dengan algoritma standar PSO dan standar GWO yang masing-masing sebesar 0,0158 MW dan 0.0155 MW.

Kondisi tegangan bus dalam jaringan setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO memiliki deviasi tegangan sebesar 0.0049, sedangkan algoritma pembanding memberikan hasil deviasi tegangan sebesar 0.0062 untuk algoritma standar PSO dan 0.0058 untuk algoritma standar GWO. Deviasi tegangan yang dihasilkan algoritma PS-GWO adalah yang terendah. Nilai deviasi tersebut menunjukkan bahwa kualitas tegangan bus setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO adalah yang paling optimal.

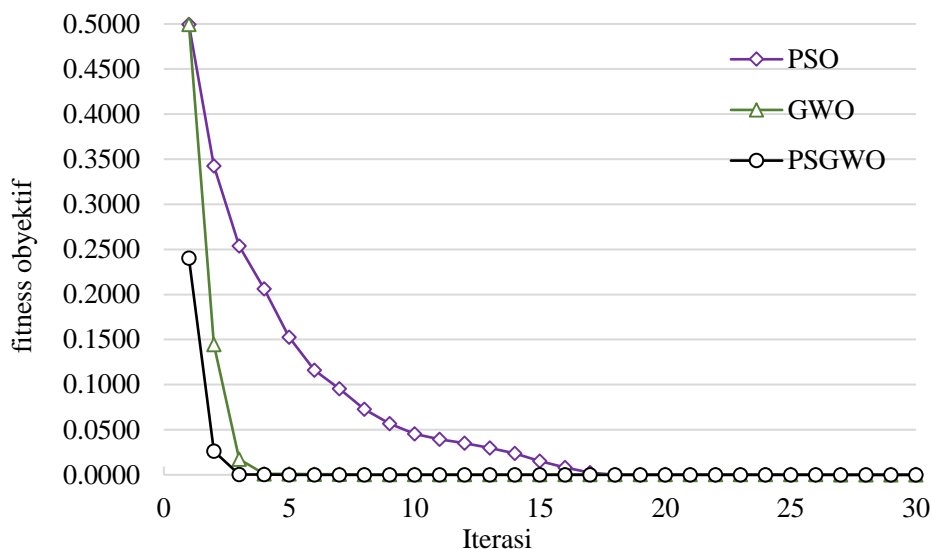
Profil tegangan keseluruhan bus setelah optimisasi pelepasan beban pada saat pembebanan 100% dari beban dasar dengan ketiga algoritma ditunjukkan pada gambar 6.4. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa tegangan pada semua bus dalam jaringan berada dalam batas nilai yang diijinkan, yaitu antara 0.95 p.u dan

1.05 p.u. Nilai ini menunjukkan bahwa profil tegangan bus setelah pelepasan beban yang dioptimisasi dengan algoritma PS-GWO adalah yang terbaik karena secara umum nilai tegangan bus lebih tinggi dengan deviasi tegangan yang paling kecil dibandingkan dengan hasil algoritma standar PSO dan standar GWO.



Gambar 6. 4 Profil tegangan bus dalam jaringan yang dibebani 100% dari beban dasar setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO

Karakteristik konvergensi pada gambar 6.5 menunjukkan perbandingan kinerja ketiga algoritma dalam optimisasi pelepasan beban. Semua algoritma masih mampu konvergen dan memberikan hasil yang optimal secara global. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa PS-GWO masih lebih unggul dibandingkan PSO dan GWO. Pada faktor pembebanan 100% baseload, perbedaan konvergensi PS-GWO terhadap PSO dan GWO lebih signifikan dibandingkan dengan baseload 80%.



Gambar 6. 5 Karakteristik konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan yang dibebani 100% dari beban dasar

6.2.3. Kasus-3: Optimisasi Pelepasan Beban Pada Pembebanan 140% dari Beban Dasar.

Pada kasus ke-3, jaringan distribusi dibebani pada 140% dari beban dasar, sehingga total daya aktif dan reaktif beban dalam jaringan adalah 5.2010 MW dan 2.4640 MVAR. Dengan pembangkitan DG maksimum sebesar 1.500 MW, jaringan yang terisolasi memiliki defisit daya pembangkitan dan beban sebesar 3.7010 MW. Jumlah daya beban yang harus dilepaskan dari jaringan adalah tertinggi dibandingkan terhadap kedua kasus sebelumnya yaitu kasus-1 sebesar 1,4720 MW dan kasus-2 sebesar 1.675 MW.

Tabel 6.7 Ringkasan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 140% dari beban dasar

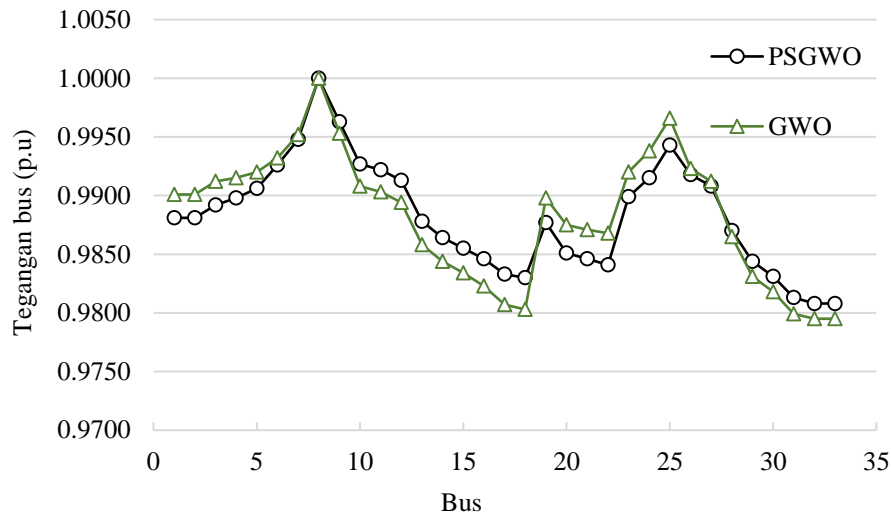
Parameter	PS-GWO	PSO	GWO
P_{load} (MW)	5.2010	5.2010	5.2010
P_{shed} (MW)	3.7150	NAN	3.7151
P_{remain} (MW)	1.4860	NAN	1.4859
$P_{loss-afterLS}$ (MW)	0.0140	NAN	0.0152
VD	0.0047	NAN	0.0054

Pada tabel 6.7 disajikan perbandingan hasil optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO. Dari tabel dapat diamati bahwa algoritma standar PSO tidak mampu konvergen sehingga tidak ada hasil yang didapatkan, sedangkan algoritma PS-GWO dan standar GWO masih tetap memberikan hasil optimisasi pelepasan beban yang diinginkan.

Pada tingkat pembebanan 140% dari beban dasar, algoritma PS-GWO tetap mampu memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan algoritma standar GWO. Hal ini ditunjukkan dengan hasil optimisasi pelepasan beban yang mencakup nilai beban tersisa dalam jaringan (P_{remain}), beban yang dilepaskan (P_{shed}), rugi daya setelah pelepasan beban ($P_{loss-afterLS}$), dan deviasi tegangan bus (VD). Algoritma PS-GWO menghasilkan P_{remain} sebesar 1.4860 yang lebih tinggi dari yang dihasilkan algoritma standar GWO yaitu 1.4859 MW. Jumlah beban yang dilepaskan dari jaringan berdasarkan hasil algoritma PS-GWO adalah 3.7150 MW sedikit lebih rendah dibanding algoritma standar GWO yaitu 3.7151 MW. Sedangkan rugi daya setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO adalah sebesar 0.0140 MW, nilai tersebut lebih rendah dibandingkan hasil dari algoritma standar GWO yaitu sebesar 0.0152 MW.

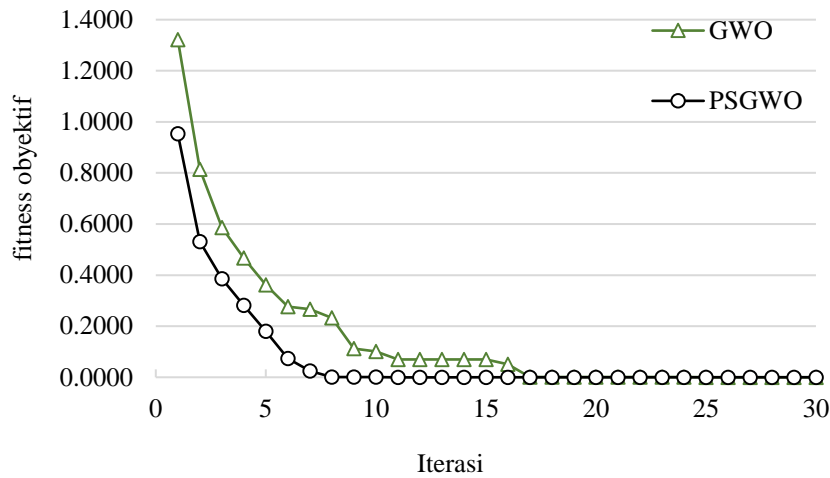
Profil tegangan keseluruhan bus setelah optimisasi pelepasan beban pada saat pembebanan 140% dari beban dasar dengan ketiga algoritma ditunjukkan pada gambar 6.6. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa tegangan pada semua bus dalam jaringan berada dalam batas nilai yang diijinkan, yaitu antara 0.95 p.u dan 1.05 p.u. Tegangan bus dalam jaringan setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO bervariasi dari tegangan minimal adalah 0.9795 p.u terjadi pada bus 32 dan 33, sedangkan tegangan tertinggi adalah 1.0000 p.u terjadi pada bus 8. Algoritma standar GWO sebagai pembanding memberikan hasil optimisasi pelepasan beban dengan tegangan terendah 0.9808 p.u terjadi pada bus 32 dan 33, sedangkan tegangan tertinggi adalah 1.0000 p.u terjadi pada bus 8. Deviasi tegangan bus yang dihasilkan dari optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO dan standar GWO masing-masing adalah sebesar 0.0047 dan 0.0054. Nilai ini menunjukkan bahwa profil tegangan bus setelah pelepasan beban yang dioptimisasi dengan algoritma PS-GWO adalah yang terbaik karena secara umum

nilai tegangan bus lebih tinggi dengan deviasi tegangan yang paling kecil dibandingkan dengan hasil algoritma standar PSO dan standar GWO.



Gambar 6. 6 Profil tegangan bus dalam jaringan yang dibebani 140% dari beban dasar setelah optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO

Karakteristik konvergensi pada gambar 6.7 menunjukkan perbandingan kinerja ketiga algoritma dalam optimisasi pelepasan beban. Dari ketiga algoritma yang diuji, hanya algoritma PS-GWO dan standar GWO yang konvergen, sedangkan algoritma standar PSO gagal untuk konvergen. Dari gambar 6.7 dapat diamati bahwa PS-GWO masih lebih unggul dibandingkan PSO dan GWO. Pada faktor pembebanan 140% dari beban dasar, perbedaan kecepatan konvergensi PS-GWO terhadap standar GWO lebih signifikan dibandingkan dengan kedua kasus sebelumnya yaitu pada saat pembebanan 80% dan 100% dari beban dasar.



Gambar 6. 7 Karakteristik konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan yang dibebani 140% dari beban dasar

6.3. Analisa Hasil Optimisasi.

Pada kondisi normal, suatu jaringan distribusi yang terintegrasi dengan DG memenuhi permintaan daya dari beban dengan mengkombinasikan pasokan daya dari jaringan utama dan daya pembangkitan dari DG. Jaringan distribusi tersebut bisa mengalami kondisi terisolasi dari jaringan utama sehingga pasokan daya dari jaringan utama akan terhenti. Pada kondisi ini, jaringan distribusi hanya mengandalkan pembangkitan daya dari DG untuk menjada keberlanjutan pasokan daya ke beban. Defisit daya terjadi dikarenakan kapasitas daya DG jauh dibawah daya beban, sehingga harus dilakukan pelepasan beban secara parsial dengan tetap memperhatikan beban prioritas yang tidak bisa menoleransi ketiadaan pasokan daya listrik. Optimisasi pelepasan beban dengan menerapkan algoritma PS-GWO dilakukan untuk menentukan kombinasi pelepasan beban yang tepat sehingga didapatkan kombinasi beban yang dipertahankan dalam jaringan dengan kualitas jaringan distribusi yang paling baik diukur dari rugi daya dalam jaringan, deviasi tegangan bus, dan beban yang dipertahankan dalam jaringan.

Berdasarkan ketiga studi kasus dengan tingkat pembebanan sebesar 80%, 100%, dan 140% telah didapatkan hasil yang optimal dengan menerapkan algoritma PS-GWO yang dibandingkan dengan algoritma standar PSO dan standar GWO.

Hasil optimisasi pelepasan beban untuk seluruh studi kasus yang telah dilakukan dirangkum pada tabel 6.8.

Tabel 6.8 Perbandingan hasil optimisasi pelepasan beban untuk faktor pembebanan 80%, 100%, dan 140% dari beban dasar

Tingkat Pembebanan	Parameter	Algoritma Optimisasi		
		PS-GWO	PSO	GWO
80 % dari beban dasar	P_{load} (MW)	2.9720	2.9720	2.9720
	P_{shed} (MW)	1.4845	1.4890	1.4854
	P_{remain} (MW)	1.4875	1.4830	1.4866
	$P_{loss-afterLS}$ (MW)	0.0137	0.0173	0.0133
	VD	0.0055	0.0067	0.0058
100 % dari beban dasar	P_{load} (MW)	3.7150	3.7150	3.7150
	P_{shed} (MW)	2.2297	2.2308	2.2305
	P_{remain} (MW)	1.4853	1.4842	1.4845
	$P_{loss-afterLS}$ (MW)	0.0147	0.0158	0.0155
	VD	0.0049	0.0062	0.0058
140 % dari beban dasar	P_{load} (MW)	5.2010	5.2010	5.2010
	P_{shed} (MW)	3.7150	NAN	3.7151
	P_{remain} (MW)	1.4860	NAN	1.4859
	$P_{loss-afterLS}$ (MW)	0.0140	NAN	0.0152
	VD	0.0047	NAN	0.0054

Dari ketiga studi kasus tingkat pembebanan yang berbeda, optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma standar PSO dan standar GWO. Optimisasi pelepasan beban dengan algoritma PS-GWO menghasilkan jumlah beban yang dilepaskan dari jaringan selalu mencapai nilai terendah, jumlah beban yang dipertahankan selalu tertinggi, dan deviasi tegangan bus setelah pelepasan beban adalah mencapai nilai terendah. Pada tingkat pembebanan 140% dari beban dasar, algoritma PS-GWO dan standar GWO masih mampu konvergen dan memberikan hasil, sedangkan algoritma standar PSO mengalami kegagalan untuk konvergen.

Perbandingan kecepatan konvergensi dari ketiga algoritma dalam optimisasi pelepasan beban dari jaringan dengan tingkat pembebanan 80%, 100%, dan 140%

disajikan pada tabel 6.9. Ditinjau dari kecepatan konvergensi, algoritma PS-GWO menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan algoritma standar PSO dan standar GWO. Untuk seluruh studi kasus dengan tingkat pembebanan yang bervariasi dari 80%, 100%, dan 140% dari beban dasar, algoritma PS-GWO mampu konvergen lebih cepat dibanding algoritma standar PSO dan standar GWO.

Tabel 6.9 Perbandingan konvergensi algoritma PS-GWO, standar PSO, dan standar GWO dalam optimisasi pelepasan beban jaringan dengan faktor pembebanan 80%, 100%, dan 140% dari beban dasar

Tingkat Pembebanan	Konvergensi Algoritma		
	PS-GWO	PSO	GWO
80 % dari beban dasar	8 iterasi	11 iterasi	93 iterasi
100 % dari beban dasar	13 iterasi	18 iterasi	47 iterasi
140 % dari beban dasar	14 iterasi	divergen	51 iterasi

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 7

KESIMPULAN

7.1. Kesimpulan

Algoritma berbasis pada kecerdasan sekelompok binatang atau yang lebih dikenal sebagai algoritma metaheuristik sudah sangat luas penerapannya dalam berbagai permasalahan. Berbagai algoritma metaheuristik telah diperkenalkan dan diterapkan pada optimisasi sistem tenaga. Tiap algoritma memiliki kelebihan dan kekurangannya masing-masing. Pengembangan algoritma melalui modifikasi dan hibridasi telah dilakukan dalam penelitian ini untuk menghasilkan algoritma yang lebih baik dalam optimisasi sistem tenaga listrik. Dari penelitian pengembangan algoritma metaheuristik melalui modifikasi dan hibridasi yang telah dilakukan pada penelitian ini, dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma firefly yang dimodifikasi secara adaptif atau adaptive modified firefly (AMFA) dengan mengurangi komponen pergerakan acak dari firefly telah meningkatkan kinerjanya dalam optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit dalam suatu sistem tenaga. Peningkatan kecepatan proses optimisasi membuka peluang untuk implementasi optimisasi secara online ketika sistem tenaga listrik beroperasi. AMFA menunjukkan keunggulannya dalam reduksi konvergensi sebesar 70.81% hingga 84.3% dibandingkan algoritma firefly (FA).
2. Pada pengujian algoritma AMFA untuk kasus optimisasi yang kompleks dengan jumlah variabel yang dioptimisasi mencapai 54 variabel menunjukkan kinerjanya secara konsisten mampu konvergen dan memberikan hasil yang optimal terhadap pembangkitan daya dari unit pembangkit yang terhubung pada sistem IEEE 118 bus.
3. Algoritma AMFA telah menunjukkan kinerja yang konsisten mampu konvergen dalam pengujian secara berulang pada kasus optimisasi pembangkitan daya dari 54 unit pembangkit yang terdapat pada sistem tenaga listrik IEEE 118 bus.
4. Algoritma hibrid dari adaptive modified firefly dan differential evolution (AMFA-DE) terbukti efektif memberikan hasil yang optimal dalam optimisasi

lokasi dan kapasitas DG melalui optimisasi menggunakan. Hibrid AMFA-DE menunjukkan kinerja terbaik dan mampu konvergen paling cepat dibandingkan algoritma standar firefly (FA), genetic algorithm (GA) dan imperialist competitive algorithm (ICA).

5. Hibrid paralel dari algoritma PS-GWO mampu menunjukkan kinerjanya dalam optimisasi pelepasan beban pada jaringan distribusi terintegrasi DG yang terisolasi. Dengan algoritma hibrid paralel PS-GWO, optimisasi pelepasan beban mampu menghasilkan kombinasi pelepasan beban dengan rugi daya dan deviasi tegangan bus yang minimal dan jumlah beban yang dipertahankan dalam jaringan mencapai maksimal.
6. Algoritma hibrid paralel particle swarm-grey wolf optimizer (PS-GWO) menunjukkan kinerja yang lebih baik dan konvergen lebih cepat dibandingkan dengan standar PSO dan GWO dalam optimisasi pelepasan beban.
7. Optimisasi pembangkitan daya dari tiap unit pembangkit telah menunjukkan dampak terhadap perbaikan profil tegangan bus dalam jaringan, meminimalkan rugi daya dan biaya pembangkitan. Hal ini dapat menguntungkan dalam perencanaan operasi sistem tenaga jangka pendek terhadap perubahan beban harian.
8. Optimisasi DG mampu mereduksi rugi-rugi daya, meminimalkan deviasi tegangan bus, dan memperbaiki profil tegangan bus dalam jaringan. Optimisasi DG pada faktor daya $pf=0.95$ lagging memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan pada $pf=1$.

Penelitian ini diharapkan bisa menjadi alternatif solusi dalam perencanaan operasional dari sistem tenaga listrik.

7.2. Saran

Perkembangan integrasi DG dalam jaringan distribusi semakin maju dan menyebabkan jaringan menjadi semakin kompleks. Hal ini menyebabkan topik DG sangat menarik untuk dikaji lebih mendalam. Pengembangan penelitian lebih lanjut bisa dilakukan dengan mempertimbangkan beberapa hal berikut ini:

- DG berbasis energi terbarukan sangat tergantung pada kondisi alam sehingga terdapat ketidakpastian dalam kemampuan pembangkitan. Untuk itu perlu dilakukan kajian pengembangan algoritma dalam memprediksi kemampuan pembangkitan DG.
- Keberadaan sumber daya dari energi terbarukan yang seringkali berubah secara mendadak dan tidak setiap saat tersedia perlu dilakukan penyimpanan pada saat terjadi kelebihan, sehingga bisa dimanfaatkan pada saat terjadi kelangkaan energi pembangkitan. Hal ini membuka peluang untuk kajian lebih mendalam tentang penyimpanan energi yang murah, efisien, dan ramah lingkungan.
- Kompleksitas jaringan menuntut adanya dukungan dari sistem perlindungan jaringan yang memadai. Dengan demikian diperlukan kajian lebih lanjut dalam optimisasi kordinasi sistem perlindungan jaringan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Saravanan, S. Das, S. Sikri, and D. P. Kothari, "A solution to the unit commitment problem-a review," *Front. Energy*, vol. 7, no. 2, pp. 223–236, 2013, doi: 10.1007/s11708-013-0240-3.
- [2] D. Sharma, A. Trivedi, D. Srinivasan, and L. Thillainathan, "Multi-agent modeling for solving profit based unit commitment problem," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 13, no. 8, pp. 3751–3761, 2013, doi: 10.1016/j.asoc.2013.04.001.
- [3] M. Ghosh, S. Kumar, S. Mandal, and K. K. Mandal, "Optimal sizing and placement of DG units in radial distribution system using cuckoo search algorithm," *Int. J. Appl. Eng. Res.*, vol. 12, no. Special Issue 1, pp. 362–369, 2017, [Online]. Available: <https://www.ijrer.org/ijrer/index.php/ijrer/article/view/6666>
- [4] I. Abdou and M. Tkiouat, "Unit commitment problem in electrical power system: A literature review," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 8, no. 3, pp. 1357–1372, 2018, doi: 10.11591/ijece.v8i3.pp1357-1372.
- [5] S. Y. Abujarad, M. W. Mustafa, and J. J. Jamian, "Recent approaches of unit commitment in the presence of intermittent renewable energy resources: A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 70, no. October 2015, pp. 215–223, 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.11.246.
- [6] Allen J. Wood, Bruce F Wollenberg, and Gerald B. Sheble, *Power Generation, Operation, and Control*, Third. John Willey, 2014.
- [7] R. S. Wibowo, K. R. Firmansyah, N. K. Aryani, and A. Soeprijanto, "Dynamic economic dispatch of hybrid microgrid with energy storage using quadratic programming," *IEEE Reg. 10 Annu. Int. Conf. Proceedings/TENCON*, no. 3, pp. 667–670, 2017, doi: 10.1109/TENCON.2016.7848086.
- [8] B. Banthasit, C. Jamroen, and S. Dechanupaprittha, "Optimal Generation Scheduling of Power System for Maximum Renewable Energy Harvesting and Power Losses Minimization," vol. 8, no. 4, pp. 1954–1966, 2018, doi: 10.11591/ijece.v8i4.pp1954-1966.
- [9] L. Yang, C. Zhang, J. Jian, K. Meng, Y. Xu, and Z. Dong, "A novel projected two-binary-variable formulation for unit commitment in power systems," *Appl. Energy*, vol. 187, pp. 732–745, 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.11.096.
- [10] Manabjyoti Daimari and Dr. Barnali Goswami, "Firefly based Unit Commitment," *Int. J. Eng. Res.*, vol. V5, no. 12, pp. 221–225, 2016, doi: 10.17577/ijertv5is120201.
- [11] I. G. Damousis, A. G. Bakirtzis, and P. S. Dokopoulos, "A solution to the unit-commitment problem using integer-coded genetic algorithm," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 19, no. 2, pp. 1165–1172, 2004, doi:

10.1109/TPWRS.2003.821625.

- [12] K. Selvakumar, T. Venkatesan, and M. Y. Sanavullah, "Price based unit commitment problem solution using shuffled frog leaping algorithm," *IEEE-International Conf. Adv. Eng. Sci. Manag. ICAESM-2012*, vol. 26, no. 2, pp. 794–799, 2012.
- [13] T. Senjyu, K. Shimabukuro, K. Uezato, and T. Funabashi, "A fast technique for unit commitment problem by extended priority list," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 18, no. 2, pp. 882–888, 2003, doi: 10.1109/TPWRS.2003.811000.
- [14] B. M. Hussein and A. S. Jaber, "Unit commitment based on modified GA algorithm," *Meas. Control*, vol. 53, no. 3–4, pp. 320–327, 2020, doi: 10.1177/0020294019890630.
- [15] A. El-Fergany, "Study impact of various load models on DG placement and sizing using backtracking search algorithm," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 30, pp. 803–811, 2015, doi: 10.1016/j.asoc.2015.02.028.
- [16] A. S. Hassan, Y. Sun, and Z. Wang, "Multi-objective for optimal placement and sizing DG units in reducing loss of power and enhancing voltage profile using BPSO-SLFA," *Energy Reports*, vol. 6, pp. 1581–1589, 2020, doi: 10.1016/j.egy.2020.06.013.
- [17] S. A. ChithraDevi, L. Lakshminarasimman, and R. Balamurugan, "Stud Krill herd Algorithm for multiple DG placement and sizing in a radial distribution system," *Eng. Sci. Technol. an Int. J.*, vol. 20, no. 2, pp. 748–759, 2017, doi: 10.1016/j.jestch.2016.11.009.
- [18] M. C. V. Suresh and J. B. Edward, "A hybrid algorithm based optimal placement of DG units for loss reduction in the distribution system," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 91, p. 106191, 2020, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106191.
- [19] Y. Y. Zakaria, R. A. Swief, N. H. El-Amary, and A. M. Ibrahim, "Optimal Distributed Generation Allocation and Sizing Using Genetic and Ant Colony Algorithms," in *International Conference on Advanced Technology and Applied Sciences (ICaTAS 2019)*, IOP, 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1447/1/012023.
- [20] M. H. Moradi and M. Abedini, "A combination of genetic algorithm and particle swarm optimization for optimal DG location and sizing in distribution systems," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 34, no. 1, pp. 66–74, 2012, doi: 10.1016/j.ijepes.2011.08.023.
- [21] I. Hussain and A. K. Roy, "Optimal size and location of distributed generations using Differential Evolution (DE)," *Proc. - 2012 2nd Natl. Conf. Comput. Intell. Signal Process. CISP 2012*, no. 1, pp. 57–61, 2012, doi: 10.1109/NCCISP.2012.6189708.
- [22] M. Rostamzadeh, K. Valipour, S. J. Shenava, M. Khalilpour, and N. Razmjoooy, "Optimal location and capacity of multi-distributed generation for loss reduction and voltage profile improvement using imperialist competitive algorithm," *Artif. Intell. Res.*, vol. 1, no. 2, p. 56, 2012, doi:

10.5430/air.v1n2p56.

- [23] S. Alvarado-reyes, P. Villar-yacila, and H. Fiestas, "Imperialist competitive algorithm applied to the optimal integration of photovoltaic distributed generation units into a microgrid," *e-Prime - Adv. Electr. Eng. Electron. Energy*, vol. 2, no. October, p. 100086, 2022, doi: 10.1016/j.prime.2022.100086.
- [24] Z. B. A. Hamid, S. Jipinus, I. Musirin, M. M. Othman, and R. H. Salimin, "Optimal sizing of distributed generation using GA algorithm and loss sensitivity for voltage stability improvement," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 17, no. 2, pp. 720–727, 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v17.i2.pp720-727.
- [25] R. Prakash and B. C. Sujatha, "Optimal placement and sizing of DG for power loss minimization and VSI improvement using bat algorithm," in *2016 National Power Systems Conference (NPSC)*, Bhubaneswar, India: IEEE Explore, 2016. doi: 10.1109/NPSC.2016.7858964.
- [26] S. Essallah, A. Khedher, and A. Bouallegue, "Integration of distributed generation in electrical grid: Optimal placement and sizing under different load conditions," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 79, p. 106461, 2019, doi: 10.1016/j.compeleceng.2019.106461.
- [27] C. Yammani, S. Maheswarapu, and S. K. Matam, "A Multi-objective Shuffled Bat algorithm for optimal placement and sizing of multi distributed generations with different load models," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 79, pp. 120–131, 2016, doi: 10.1016/j.ijepes.2016.01.003.
- [28] D. Sattianadan, M. Sudhakaran, S. S. Dash, K. Vijayakumar, and P. Ravindran, "Optimal placement of DG in distribution system using genetic algorithm," in *International Conference on Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing (SEMCCO 2013)*, Springer International Publishing, 2013, pp. 639–647. doi: 10.1007/978-3-319-03756-1_57.
- [29] M. C. V. Suresh and E. J. Belwin, "Optimal DG placement for benefit maximization in distribution networks by using Dragonfly algorithm," *Renewables Wind. Water, Sol.*, vol. 5, no. 1, pp. 4–11, 2018, doi: 10.1186/s40807-018-0050-7.
- [30] D. B. Prakash and C. Lakshminarayana, "Multiple DG placements in radial distribution system for multi objectives using Whale Optimization Algorithm," *Alexandria Eng. J.*, vol. 57, no. 4, pp. 2797–2806, 2018, doi: 10.1016/j.aej.2017.11.003.
- [31] L. A. Alnabi, A. K. Dhaher, and M. B. Essa, "Optimal Allocation of Distributed Generation with Reconfiguration by Genetic Algorithm Using Both Newton Raphson and Gauss Seidel Methods for Power Losses Minimizing," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 15, no. 1, pp. 464–476, 2022, doi: 10.22266/IJIES2022.0228.42.
- [32] S. Elsaiah, M. Benidris, and J. Mitra, "Analytical approach for placement and sizing of distributed generation on distribution systems," *IET Gener.*

- Transm. Distrib., vol. 8, no. 6, pp. 1039–1049, 2014, doi: 10.1049/iet-gtd.2013.0803.
- [33] R. Syahputra, I. Robandi, and M. Ashari, “Performance improvement of radial distribution network with distributed generation integration using extended Particle Swarm Optimization algorithm,” *Int. Rev. Electr. Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 293–304, 2015, doi: 10.15866/iree.v10i2.5410.
- [34] K. Mahesh, P. Al Nallagownden, and I. Al Elamvazuthi, “Optimal placement and sizing of DG in distribution system using accelerated PSO for power loss minimization,” in *2015 IEEE Conference on Energy Conversion, CENCON 2015*, IEEE Explore, 2015, pp. 193–198. doi: 10.1109/CENCON.2015.7409538.
- [35] A. S. A. Awad, T. H. M. El-Fouly, and M. M. A. Salama, “Optimal distributed generation allocation and load shedding for improving distribution system reliability,” *Electr. Power Components Syst.*, vol. 42, no. 6, pp. 576–584, 2014, doi: 10.1080/15325008.2014.880962.
- [36] S. Sepasi, C. Talichet, and A. S. Pramanik, “Power Quality in Microgrids: A Critical Review of Fundamentals, Standards, and Case Studies,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 108493–108531, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3321301.
- [37] Y. Ma, P. Yang, Z. Zhao, and Y. Wang, “Optimal Economic Operation of Islanded Microgrid by Using a Modified PSO Algorithm,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2015, 2015, doi: 10.1155/2015/379250.
- [38] M. Dreidy, H. Mokhlis, and S. Mekhilef, “Application of meta-heuristic techniques for optimal load shedding in islanded distribution network with high penetration of solar PV generation,” *Energies*, vol. 10, no. 2, pp. 150–173, 2017, doi: 10.3390/en10020150.
- [39] V. V. V. S. N. Murty and A. Kumar, “Optimal DG integration and network reconfiguration in microgrid system with realistic time varying load model using hybrid optimisation,” *IET Smart Grid*, vol. 2, no. 2, pp. 192–202, 2019, doi: 10.1049/iet-stg.2018.0146.
- [40] K. Narayanan, S. A. Siddiqui, and M. Fozdar, “Optimal placement of distributed generators in radial distribution system for reducing the effect of islanding,” *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 11, no. 3, pp. 551–559, 2016, doi: 10.5370/JEET.2016.11.3.551.
- [41] A. K. Barnwal, L. K. Yadav, and M. K. Verma, “A Multi-Objective Approach for Voltage Stability Enhancement and Loss Reduction under PQV and P Buses Through Reconfiguration and Distributed Generation Allocation,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 16609–16623, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3146333.
- [42] S. Kamel, M. Khasanov, F. Jurado, A. Kurbanov, H. M. Zawbaa, and M. A. Alathbah, “Simultaneously Distributed Generation Allocation and Network Reconfiguration in Distribution Network Considering Different Loading Levels,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 105916–105934, 2023, doi:

10.1109/ACCESS.2023.3319456.

- [43] J. Xu et al., “Load Shedding and Restoration for Intentional Island with Renewable Distributed Generation,” *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, vol. 9, no. 3, pp. 612–624, 2021, doi: 10.35833/MPCE.2019.000062.
- [44] B. De Nadai Nascimento, A. C. Z. De Souza, J. G. De Carvalho Costa, and M. Castilla, “Load shedding scheme with under-frequency and undervoltage corrective actions to supply high priority loads in islanded microgrids,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 13, no. 11, pp. 1981–1989, 2019, doi: 10.1049/iet-rpg.2018.6229.
- [45] H. Gao, Y. Chen, Y. Xu, and C. C. Liu, “Dynamic load shedding for an islanded microgrid with limited generation resources,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 10, no. 12, pp. 2953–2961, 2016, doi: 10.1049/iet-gtd.2015.1452.
- [46] X. Wu, S. Feng, and P. Jiang, “Distributed Coordination Load Shedding of Islanded Microgrids Based on Sub-Gradient Algorithm,” *IEEE Access*, vol. 5, pp. 27879–27886, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2725901.
- [47] C. Wang, H. Yu, L. Chai, H. Liu, and B. Zhu, “Emergency Load Shedding Strategy for Microgrids Based on Dueling Deep Q-Learning,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 19707–19715, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3055401.
- [48] H. E. Brown, S. Suryanarayanan, S. A. Natarajan, and S. Rajopadhye, “Improving reliability of islanded distribution systems with distributed renewable energy resources,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 2028–2038, 2012, doi: 10.1109/TSG.2012.2200703.
- [49] A. Tian and X. Mou, “A Network Analysis-Based Distributed Load Shedding Strategy for Voltage Collapse Prevention,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 161375–161384, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2950628.
- [50] A. Khamis, H. Shareef, A. Mohamed, and Z. Y. Dong, “A load shedding scheme for DG integrated islanded power system utilizing backtracking search algorithm,” *Ain Shams Eng. J.*, vol. 9, no. 1, pp. 161–172, 2018, doi: 10.1016/j.asej.2015.10.001.
- [51] J. Jallad, S. Mekhilef, H. Mokhlis, J. Laghari, and O. Badran, “Application of hybrid meta-heuristic techniques for optimal load shedding planning and operation in an islanded distribution network integrated with distributed generation,” *Energies*, vol. 11, no. 5, pp. 1134–1158, 2018, doi: 10.3390/en11051134.
- [52] A. Khamis, H. Shareef, and A. Mohamed, “Islanding detection and load shedding scheme for radial distribution systems integrated with dispersed generations,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 9, no. 15, pp. 2261–2275, 2015, doi: 10.1049/iet-gtd.2015.0263.
- [53] V. Tamilselvan and T. Jayabarathi, “A hybrid method for optimal load shedding and improving voltage stability,” *Ain Shams Eng. J.*, vol. 7, no. 1, pp. 223–232, 2016, doi: 10.1016/j.asej.2015.11.003.

- [54] R. M. Larik, M. W. Mustafa, M. N. Aman, T. A. Jumani, S. Sajid, and M. K. Panjwani, "An improved algorithm for optimal load shedding in power systems," *Energies*, vol. 11, no. 7, pp. 1–16, 2018, doi: 10.3390/en11071808.
- [55] V. Tamilselvan, "A hybrid PSO-ABC algorithm for optimal load shedding and improving voltage stability," *Int. J. Manuf. Technol. Manag.*, vol. 34, no. 6, pp. 577–597, 2020, doi: 10.1504/IJMTM.2020.109999.
- [56] L. M. Cruz, D. L. Alvarez, A. S. Al-Sumaiti, and S. Rivera, "Load curtailment optimization using the PSO algorithm for enhancing the reliability of distribution networks," *Energies*, vol. 13, no. 12, pp. 1–15, 2020, doi: 10.3390/en13123236.
- [57] A. G. Gad, *Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications: A Systematic Review*, vol. 29, no. 5. Springer Netherlands, 2022. doi: 10.1007/s11831-021-09694-4.
- [58] M. Li, W. Du, and F. Nian, "An adaptive particle swarm optimization algorithm based on directed weighted complex network," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2014, pp. 434972–434978, 2014, doi: 10.1155/2014/434972.
- [59] D. E. Gbenga and E. I. Ramlan, "Understanding the limitations of particle swarm algorithm for dynamic optimization tasks: A survey towards the singularity of PSO for swarm robotic applications," *ACM Comput. Surv.*, vol. 49, no. 1, 2016, doi: 10.1145/2906150.
- [60] I. Rahman, P. M. Vasant, B. S. M. Singh, and M. Abdullah-Al-Wadud, "On the performance of accelerated particle swarm optimization for charging plug-in hybrid electric vehicles," *Alexandria Eng. J.*, vol. 55, no. 1, pp. 419–426, 2016, doi: 10.1016/j.aej.2015.11.002.
- [61] P. Niu, S. Niu, N. liu, and L. Chang, "The defect of the Grey Wolf optimization algorithm and its verification method," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 171, pp. 37–43, 2019, doi: 10.1016/j.knosys.2019.01.018.
- [62] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey Wolf Optimizer," *Adv. Eng. Softw.*, vol. 69, pp. 46–61, 2014, doi: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.
- [63] S. K. Mosavi, E. Jalalian, and F. S. Gharahchopog, "a Comprehensive Survey of Grey Wolf Optimizer Algorithm and Its Application," *Int. J. Adv. Robot. Expert Syst.*, vol. 1, no. 6, pp. 23–45, 2021.
- [64] B. K. Panigrahi and V. Ravikumar Pandi, "Bacterial foraging optimisation: Nelder-Mead hybrid algorithm for economic load dispatch," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 2, no. 4, pp. 556–565, 2008, doi: 10.1049/iet-gtd:20070422.
- [65] A. Tjahjono, D. O. Anggriawan, A. K. Faizin, A. Priyadi, M. Pujiantara, and M. H. Purnomo, "Adaptive modified GA algorithm for optimal coordination of overcurrent relays," *IET Gener. Transm. Distrib. Res.*, pp. 2575–2585, 2017, doi: 10.1049/iet-gtd.2016.1563.
- [66] S. R. Gampa and D. Das, "Optimum placement and sizing of DGs considering average hourly variations of load," *Int. J. Electr. Power Energy*

Syst., vol. 66, pp. 25–40, 2015, doi: 10.1016/j.ijepes.2014.10.047.

- [67] M. F. Ahmad, N. A. M. Isa, W. H. Lim, and K. M. Ang, “Differential evolution: A recent review based on state-of-the-art works,” *Alexandria Eng. J.*, vol. 61, no. 5, pp. 3831–3872, 2022, doi: 10.1016/j.aej.2021.09.013.

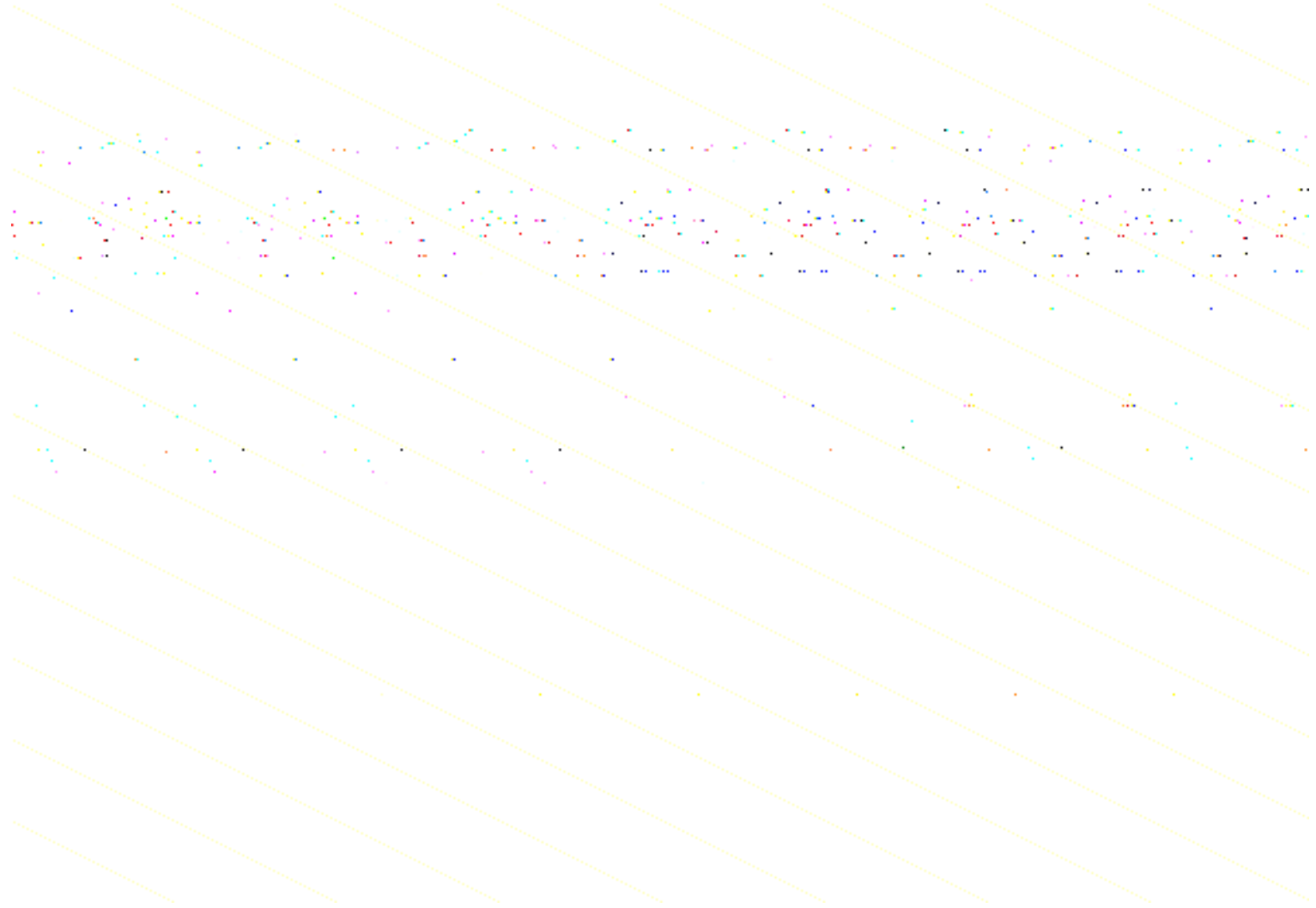
(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran

Diagram sistem tenaga listrik IEEE 118 bus

Sumber:

<http://labs.ece.uw.edu/pstca/pf118/118bus6.tif>



Gambar a. Diagram Sistem Tenaga Listrik 118 Bus

Tabel a. Data Saluran Sistem IEEE 118 Bus

No	Dari bus	Ke bus	r	x	b/2	No	Dari bus	Ke bus	r	x	b/2
1	1	2	0.03030	0.09990	0.02540	41	23	32	0.03170	0.11530	0.11730
2	1	3	0.01290	0.04240	0.01082	42	31	32	0.02980	0.09850	0.02510
3	4	5	0.00176	0.00798	0.00210	43	27	32	0.02290	0.07550	0.01926
4	3	5	0.02410	0.10800	0.02840	44	15	33	0.03800	0.12440	0.03194
5	5	6	0.01190	0.05400	0.01426	45	19	34	0.07520	0.24700	0.06320
6	6	7	0.00459	0.02080	0.00550	46	35	36	0.00224	0.01020	0.00268
7	8	9	0.00244	0.03050	1.16200	47	35	37	0.01100	0.04970	0.01318
8	8	5	-	0.02670	-	48	33	37	0.04150	0.14200	0.03660
9	9	10	0.00258	0.03220	1.23000	49	34	36	0.00871	0.02680	0.00568
10	4	11	0.02090	0.06880	0.01748	50	34	37	0.00256	0.00940	0.00984
11	5	11	0.02030	0.06820	0.01738	51	38	37	-	0.03750	-
12	11	12	0.00595	0.01960	0.00502	52	37	39	0.03210	0.10600	0.02700
13	2	12	0.01870	0.06160	0.01572	53	37	40	0.05930	0.16800	0.04200
14	3	12	0.04840	0.16000	0.04060	54	30	38	0.00464	0.05400	0.42200
15	7	12	0.00862	0.03400	0.00874	55	39	40	0.01840	0.06050	0.01552
16	11	13	0.02225	0.07310	0.01876	56	40	41	0.01450	0.04870	0.01222
17	12	14	0.02150	0.07070	0.01816	57	40	42	0.05550	0.18300	0.04660
18	13	15	0.07440	0.24440	0.06268	58	41	42	0.04100	0.13500	0.03440
19	14	15	0.05950	0.19500	0.05020	59	43	44	0.06080	0.24540	0.06068
20	12	16	0.02120	0.08340	0.02140	60	34	43	0.04130	0.16810	0.04226
21	15	17	0.01320	0.04370	0.04440	61	44	45	0.02240	0.09010	0.02240
22	16	17	0.04540	0.18010	0.04660	62	45	46	0.04000	0.13560	0.03320
23	17	18	0.01230	0.05050	0.01298	63	46	47	0.03800	0.12700	0.03160
24	18	19	0.01119	0.04930	0.01142	64	46	48	0.06010	0.18900	0.04720
25	19	20	0.02520	0.11700	0.02980	65	47	49	0.01910	0.06250	0.01604
26	15	19	0.01200	0.03940	0.01010	66	42	49	0.07150	0.32300	0.08600
27	20	21	0.01830	0.08490	0.02160	67	42	49	0.07150	0.32300	0.08600
28	21	22	0.02090	0.09700	0.02460	68	45	49	0.06840	0.18600	0.04440
29	22	23	0.03420	0.15900	0.04040	69	48	49	0.01790	0.05050	0.01258
30	23	24	0.01350	0.04920	0.04980	70	49	50	0.02670	0.07520	0.01874
31	23	25	0.01560	0.08000	0.08640	71	49	51	0.04860	0.13700	0.03420
32	26	25	-	0.03820	-	72	51	52	0.02030	0.05880	0.01396
33	25	27	0.03180	0.16300	0.17640	73	52	53	0.04050	0.16350	0.04058
34	27	28	0.01913	0.08550	0.02160	74	53	54	0.02630	0.12200	0.03100
35	28	29	0.02370	0.09430	0.02380	75	49	54	0.07300	0.28900	0.07380
36	30	17	-	0.03880	-	76	49	54	0.08690	0.29100	0.07300
37	8	30	0.00431	0.05040	0.51400	77	54	55	0.01690	0.07070	0.02020
38	26	30	0.00799	0.08600	0.90800	78	54	56	0.00275	0.00955	0.00732
39	17	31	0.04740	0.15630	0.03990	79	55	56	0.00488	0.01510	0.00374
40	29	31	0.01080	0.03310	0.00830	80	56	57	0.03430	0.09660	0.02420

Tabel a. Data Saluran Sistem IEEE 118 Bus (lanjutan)

No	Dari bus	Ke bus	r	x	b/2	No	Dari bus	Ke bus	r	x	b/2
81	50	57	0.04740	0.13400	0.03320	121	77	78	0.00376	0.01240	0.01264
82	56	58	0.03430	0.09660	0.02420	122	78	79	0.00546	0.02440	0.00648
83	51	58	0.02550	0.07190	0.01788	123	77	80	0.01700	0.04850	0.04720
84	54	59	0.05030	0.22930	0.05980	124	77	80	0.02940	0.10500	0.02280
85	56	59	0.08250	0.25100	0.05690	125	79	80	0.01560	0.07040	0.01870
86	56	59	0.08030	0.23900	0.05360	126	68	81	0.00175	0.02020	0.80800
87	55	59	0.04739	0.21580	0.05646	127	81	80	-	0.03700	-
88	59	60	0.03170	0.14500	0.03760	128	77	82	0.02980	0.08530	0.08174
89	59	61	0.03280	0.15000	0.03880	129	82	83	0.01120	0.03665	0.03796
90	60	61	0.00264	0.01350	0.01456	130	83	84	0.06250	0.13200	0.02580
91	60	62	0.01230	0.05610	0.01468	131	83	85	0.04300	0.14800	0.03480
92	61	62	0.00824	0.03760	0.00980	132	84	85	0.03020	0.06410	0.01234
93	63	59	-	0.03860	-	133	85	86	0.03500	0.12300	0.02760
94	63	64	0.00172	0.02000	0.21600	134	86	87	0.02828	0.20740	0.04450
95	64	61	-	0.02680	-	135	85	88	0.02000	0.10200	0.02760
96	38	65	0.00901	0.09860	1.04600	136	85	89	0.02390	0.17300	0.04700
97	64	65	0.00269	0.03020	0.38000	137	88	89	0.01390	0.07120	0.01934
98	49	66	0.01800	0.09190	0.02480	138	89	90	0.05180	0.18800	0.05280
99	49	66	0.01800	0.09190	0.02480	139	89	90	0.02380	0.09970	0.10600
100	62	66	0.04820	0.21800	0.05780	140	90	91	0.02540	0.08360	0.02140
101	62	67	0.02580	0.11700	0.03100	141	89	92	0.00990	0.05050	0.05480
102	65	66	-	0.03700	-	142	89	92	0.03930	0.15810	0.04140
103	66	67	0.02240	0.10150	0.02682	143	91	92	0.03870	0.12720	0.03268
104	65	68	0.00138	0.01600	0.63800	144	92	93	0.02580	0.08480	0.02180
105	47	69	0.08440	0.27780	0.07092	145	92	94	0.04810	0.15800	0.04060
106	49	69	0.09850	0.32400	0.08280	146	93	94	0.02230	0.07320	0.01876
107	68	69	-	0.03700	-	147	94	95	0.01320	0.04340	0.01110
108	69	70	0.03000	0.12700	0.12200	148	80	96	0.03560	0.18200	0.04940
109	24	70	0.00221	0.41150	0.10198	149	82	96	0.01620	0.05300	0.05440
110	70	71	0.00882	0.03550	0.00878	150	94	96	0.02690	0.08690	0.02300
111	24	72	0.04880	0.19600	0.04880	151	80	97	0.01830	0.09340	0.02540
112	71	72	0.04460	0.18000	0.04444	152	80	98	0.02380	0.10800	0.02860
113	71	73	0.00866	0.04540	0.01178	153	80	99	0.04540	0.20600	0.05460
114	70	74	0.04010	0.13230	0.03368	154	92	100	0.06480	0.29500	0.04720
115	70	75	0.04280	0.14100	0.03600	155	94	100	0.01780	0.05800	0.06040
116	69	75	0.04050	0.12200	0.12400	156	95	96	0.01710	0.05470	0.01474
117	74	75	0.01230	0.04060	0.01034	157	96	97	0.01730	0.08850	0.02400
118	76	77	0.04440	0.14800	0.03680	158	98	100	0.03970	0.17900	0.04760
119	69	77	0.03090	0.10100	0.10380	159	99	100	0.01800	0.08130	0.02160
120	75	77	0.06010	0.19990	0.04978	160	100	101	0.02770	0.12620	0.03280

Tabel a. Data Saluran Sistem IEEE 118 Bus (lanjutan)

No	Dari bus	Ke bus	r	x	b/2		No	Dari bus	Ke bus	r	x	b/2
161	92	102	0.01230	0.05590	0.01464		174	103	110	0.03906	0.18130	0.04610
162	101	102	0.02460	0.11200	0.02940		175	109	110	0.02780	0.07620	0.02020
163	100	103	0.01600	0.05250	0.05360		176	110	111	0.02200	0.07550	0.02000
164	100	104	0.04510	0.20400	0.05410		177	110	112	0.02470	0.06400	0.06200
165	103	104	0.04660	0.15840	0.04070		178	17	113	0.00913	0.03010	0.00768
166	103	105	0.05350	0.16250	0.04080		179	32	113	0.06150	0.20300	0.05180
167	100	106	0.06050	0.22900	0.06200		180	32	114	0.01350	0.06120	0.01628
168	104	105	0.00994	0.03780	0.00986		181	27	115	0.01640	0.07410	0.01972
169	105	106	0.01400	0.05470	0.01434		182	114	115	0.00230	0.01040	0.00276
170	105	107	0.05300	0.18300	0.04720		183	68	116	0.00034	0.00405	0.16400
171	105	108	0.02610	0.07030	0.01844		184	12	117	0.03290	0.14000	0.03580
172	106	107	0.05300	0.18300	0.04720		185	75	118	0.01450	0.04810	0.01198
173	108	109	0.01050	0.02880	0.00760		186	76	118	0.01640	0.05440	0.01356

Tabel b. Data Bus Pada Sistem IEEE 118 Bus

Bus	V	Pg	Qg	P _{Load}	Q _{Load}		Bus	V	Pg	Qg	P _{Load}	Q _{Load}
1	0.955	0	0	51	27		41	1.000	0	0	37	10
2	1.000	0	0	20	9		42	0.985	0	0	96	23
3	1.000	0	0	39	10		43	1.000	0	0	18	7
4	0.998	0	0	39	12		44	1.000	0	0	16	8
5	1.000	0	0	0	0		45	1.000	0	0	53	22
6	0.990	0	0	52	22		46	1.005	19	0	28	10
7	1.000	0	0	19	2		47	1.000	0	0	34	0
8	1.015	0	0	28	0		48	1.000	0	0	20	11
9	1.000	0	0	0	0		49	1.025	204	0	87	30
10	1.050	450	0	0	0		50	1.000	0	0	17	4
11	1.000	0	0	70	23		51	1.000	0	0	17	8
12	0.990	85	0	47	10		52	1.000	0	0	18	5
13	1.000	0	0	34	16		53	1.000	0	0	23	11
14	1.000	0	0	14	1		54	0.955	48	0	113	32
15	0.970	0	0	90	30		55	0.952	0	0	63	22
16	1.000	0	0	25	10		56	0.954	0	0	84	18
17	1.000	0	0	11	3		57	1.000	0	0	12	3
18	0.973	0	0	60	34		58	1.000	0	0	12	3
19	0.963	0	0	45	25		59	0.985	155	0	277	113
20	1.000	0	0	18	3		60	1.000	0	0	78	3
21	1.000	0	0	14	8		61	0.995	160	0	0	0
22	1.000	0	0	10	5		62	0.998	0	0	77	14
23	1.000	0	0	7	3		63	1.000	0	0	0	0
24	0.992	0	0	13	0		64	1.000	0	0	0	0
25	1.050	220	0	0	0		65	1.005	391	0	0	0
26	1.015	314	0	0	0		66	1.050	392	0	39	18
27	0.968	0	0	71	13		67	1.000	0	0	28	7
28	1.000	0	0	17	7		68	1.000	0	0	0	0
29	1.000	0	0	24	4		69	1.035	0	0	0	0
30	1.000	0	0	0	0		70	0.984	0	0	66	20
31	1.000	7	0	43	27		71	1.000	0	0	0	0
32	0.964	0	0	59	23		72	0.980	0	0	12	0
33	1.000	0	0	23	9		73	0.991	0	0	6	0
34	0.986	0	0	59	26		74	0.958	0	0	68	27
35	1.000	0	0	33	9		75	1.000	0	0	47	11
36	0.980	0	0	31	17		76	0.943	0	0	68	36
37	1.000	0	0	0	0		77	1.006	0	0	61	28
38	1.000	0	0	0	0		78	1.000	0	0	71	26
39	1.000	0	0	27	11		79	1.000	0	0	39	32
40	0.970	0	0	66	23		80	1.040	477	0	130	26

Tabel b. Data Bus Pada Sistem IEEE 118 Bus (lanjutan)

Bus	V	Pg	Qg	P _{Load}	Q _{Load}		Bus	V	Pg	Qg	P _{Load}	Q _{Load}
81	1.000	0	0	0	0		100	1.017	252	0	37	18
82	1.000	0	0	54	27		101	1.000	0	0	22	15
83	1.000	0	0	20	10		102	1.000	0	0	5	3
84	1.000	0	0	11	7		103	1.001	40	0	23	16
85	0.985	0	0	24	15		104	0.971	0	0	38	25
86	1.000	0	0	21	10		105	0.965	0	0	31	26
87	1.015	4	0	0	0		106	1.000	0	0	43	16
88	1.000	0	0	48	10		107	0.952	0	0	50	12
89	1.005	607	0	0	0		108	1.000	0	0	2	1
90	0.985	0	0	163	42		109	1.000	0	0	8	3
91	0.980	0	0	10	0		110	0.973	0	0	39	30
92	0.993	0	0	65	10		111	0.980	36	0	0	0
93	1.000	0	0	12	7		112	0.975	0	0	68	13
94	1.000	0	0	30	16		113	0.993	0	0	6	0
95	1.000	0	0	42	31		114	1.000	0	0	8	3
96	1.000	0	0	38	15		115	1.000	0	0	22	7
97	1.000	0	0	15	9		116	1.005	0	0	184	0
98	1.000	0	0	34	8		117	1.000	0	0	20	8
99	1.010	0	0	42	0		118	1.000	0	0	33	15

Tabel c. Data Unit Pembangkit Pada Sistem IEEE 118 Bus

No	Bus	V	Pmin	Pmax	Qmin	Qmax	a	b	c
1	1	0.955	30	500	0	0	500	5.3	0.004
2	4	0.998	30	500	-17	50	400	5.5	0.006
3	6	0.990	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
4	8	1.015	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
5	10	1.050	30	500	-140	200	250	5.3	0.006
6	12	0.990	30	500	-3	9	350	5.5	0.009
7	15	0.970	30	500	-50	155	400	5.6	0.007
8	18	0.973	30	500	0	0	500	5.3	0.004
9	19	0.963	30	500	-17	50	400	5.5	0.006
10	24	0.992	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
11	25	1.050	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
12	26	1.015	30	500	-140	200	250	5.3	0.006
13	27	0.968	30	500	-3	9	350	5.5	0.009
14	31	1.000	30	500	-50	155	400	5.6	0.007
15	32	0.964	30	500	0	0	500	5.3	0.004
16	34	0.986	30	500	-17	50	400	5.5	0.006
17	36	0.980	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
18	40	0.970	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
19	42	0.985	30	500	-140	200	250	5.3	0.006
20	46	1.005	30	500	-3	9	350	5.5	0.009
21	49	1.025	30	500	-50	155	400	5.6	0.007
22	54	0.955	30	500	0	0	500	5.3	0.004
23	55	0.952	30	500	17	50	400	5.5	0.006
24	56	0.954	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
25	59	0.985	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
26	61	0.995	30	500	-140	200	250	5.3	0.006
27	62	0.998	30	500	-3	9	350	5.5	0.009
28	65	1.005	30	500	-50	155	400	5.6	0.007
29	66	1.050	30	500	0	0	500	5.3	0.004
30	69	1.035	30	500	-17	50	400	5.5	0.006
31	70	0.984	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
32	72	0.980	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
33	73	0.991	30	500	-140	200	250	5.3	0.006
34	74	0.958	30	500	-3	9	350	5.5	0.009
35	76	0.943	30	500	-50	155	400	5.6	0.007
36	77	1.006	30	500	0	0	500	5.3	0.004
37	80	1.040	30	500	-17	50	400	5.5	0.006
38	85	0.985	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
39	87	1.015	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
40	89	1.005	30	500	-140	200	250	5.3	0.006

Tabel c. Data Unit Pembangkit Pada Sistem IEEE 118 Bus (lanjutan)

No	Bus	V	Pmin	Pmax	Qmin	Qmax	a	b	c
41	90	0.985	30	500	3	9	350	5.5	0.009
42	91	0.980	30	500	-50	155	400	5.6	0.007
43	92	0.993	30	500	0	0	500	5.3	0.004
44	99	1.010	30	500	-17	50	400	5.5	0.006
45	100	1.017	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
46	103	1.001	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
47	104	0.971	30	500	-140	200	250	5.3	0.006
48	105	0.965	30	500	-3	9	350	5.5	0.009
49	107	0.952	30	500	-50	155	400	5.6	0.007
50	110	0.973	30	500	0	0	500	5.3	0.004
51	111	0.980	30	500	-17	50	400	5.5	0.006
52	112	0.975	30	500	-10	60	200	5.8	0.009
53	113	0.993	30	500	-8	25	300	5.4	0.008
54	116	1.005	30	500	-140	200	250	5.3	0.006

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Biografi



Data Pribadi

Nama	Sujono, ST. MT.
Tempat dan tanggal lahir	Karanganyar, 31 Agustus 1972
Agama	Islam
NPWP	57.610.820.3-416.000
Alamat	Jl. M. Masan No 73 RT 03/05 Kel. Kunciran – Tangerang
Telepon	0812 1827 8184
Email	7022201016@student.its.ac.id sujono@budiluhur.ac.id

Riwayat Pendidikan

No	Jenjang	Perguruan Tinggi	Tahun Lulus
1	SD	SD Negeri Matesih 4 Karanganyar	1985
2	SMP	SMP Negeri 2 Karanganyar	1988
3	SMA	SMA Negeri 1 Karanganyar	1991
4	S 1	ITS Surabaya	1997
5	S 2	UI - Depok	2003

Pengalaman Kerja

Tahun	Lembaga
1997 – 1999	PT. Wijaya Karya Sebagai Electrical Engineer – Proyek Apartemen Rasuna Sahid – Wijaya Karya
1999 - Sekarang	Universitas Budi Luhur Dosen Program Studi Teknik Elektro