

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian yang Relevan

Kajian terhadap penelitian terdahulu dalam tesis ini disusun menggunakan pendekatan *Systematic Literature Review* (SLR) untuk memperoleh gambaran yang lebih terstruktur mengenai perkembangan metode manajemen energi pada mikrogrid, khususnya yang berkaitan dengan sistem hibrida berbasis energi terbarukan, penyimpanan energi, dan pembangkit diesel. Pendekatan ini digunakan agar penelitian terdahulu tidak hanya disajikan sebagai kumpulan referensi yang berdiri sendiri, tetapi dapat menunjukkan perkembangan pendekatan penelitian, hubungan antarmetode, keterbatasan penelitian sebelumnya, serta posisi penelitian yang dilakukan dalam tesis ini.

Literatur yang dianalisis difokuskan pada penelitian dalam rentang tahun 2016–2026 yang memiliki keterkaitan langsung dengan empat aspek utama, yaitu: (1) perkembangan *Energy Management System* (EMS) pada mikrogrid; (2) optimasi multiobjektif dalam pengoperasian mikrogrid; (3) penerapan *reinforcement learning*, *deep reinforcement learning*, dan *Deep Q-Network* dalam pengambilan keputusan operasi; serta (4) analisis tekno-ekonomi sistem mikrogrid hibrida yang melibatkan energi terbarukan, penyimpanan energi, dan generator diesel, khususnya pada sistem *off-grid* atau *isolated*. Berdasarkan ruang lingkup tersebut, sebanyak 17 penelitian utama digunakan untuk membangun hubungan perkembangan penelitian dengan metode yang dikembangkan dalam tesis ini

2.1.1 Perkembangan Penelitian EMS dan Optimasi Mikrogrid

Perkembangan penelitian EMS mikrogrid pada tahap awal banyak diarahkan pada pembentukan struktur pengendalian dan koordinasi antarsumber energi. Meng et al. (2016) menempatkan *supervisory controller* dan EMS sebagai elemen penting yang menghubungkan sumber pembangkitan, penyimpanan energi, dan beban. EMS tidak hanya berfungsi mengatur aliran daya, tetapi juga menentukan prioritas penggunaan sumber energi dan mengelola berbagai batasan operasional. Kajian tersebut memberikan fondasi bahwa integrasi beberapa sumber energi pada mikrogrid membutuhkan

koordinasi pada tingkat sistem dan tidak cukup apabila masing-masing komponen hanya dikendalikan secara lokal (Meng et al., 2016).

Perkembangan berikutnya ditunjukkan oleh Zia et al. (2018) yang mengklasifikasikan metode EMS ke dalam beberapa kelompok, antara lain metode berbasis aturan, optimasi konvensional, kecerdasan buatan, dan pendekatan hibrida. Kajian tersebut menunjukkan bahwa *rule-based method* memiliki keunggulan berupa struktur yang sederhana dan mudah diimplementasikan, tetapi kemampuan adaptasinya berkurang ketika berhadapan dengan variasi beban dan meningkatnya penetrasi sumber energi yang intermiten. Temuan ini menjadi salah satu dasar berkembangnya metode EMS yang lebih adaptif (Zia et al., 2018).

Pada periode yang sama, perkembangan penelitian mulai mengarah pada permasalahan multiobjektif. Aghajani dan Ghadimi (2018) mengembangkan manajemen energi mikrogrid dengan mempertimbangkan lebih dari satu sasaran, khususnya biaya operasi dan polusi. Penelitian tersebut memperlihatkan bahwa pengoperasian mikrogrid pada dasarnya merupakan persoalan yang mengandung *trade-off*. Keputusan yang menghasilkan biaya paling rendah belum tentu menghasilkan kinerja terbaik dari aspek lingkungan maupun teknis. Konsep ini penting bagi tesis ini karena penurunan LCOE, pengurangan konsumsi bahan bakar solar, dan peningkatan penetrasi energi terbarukan juga tidak selalu dapat dimaksimalkan secara bersamaan melalui satu keputusan operasi (Aghajani & Ghadimi, 2018).

Bartolucci et al. (2018) kemudian memperlihatkan keterkaitan yang semakin kuat antara strategi pengendalian dan tingkat pemanfaatan energi terbarukan. Melalui pendekatan berbasis *Mixed Integer Linear Programming* (MILP), penelitian tersebut menunjukkan bahwa penetrasi energi terbarukan tidak hanya ditentukan oleh besarnya kapasitas pembangkit terpasang, tetapi juga oleh bagaimana sumber energi tersebut dikendalikan dan didistribusikan. Hal ini mengubah cara pandang terhadap optimasi mikrogrid: penambahan kapasitas energi terbarukan belum tentu menghasilkan pemanfaatan energi terbarukan yang optimal apabila tidak didukung strategi dispatch yang sesuai (Bartolucci et al., 2018).

Arah tersebut diperkuat oleh Tabar dan Abbasi (2019) yang membahas manajemen energi pada mikrogrid dengan penetrasi energi terbarukan tinggi dan permasalahan

surplus generation. Semakin besar kontribusi energi terbarukan, semakin besar pula kemungkinan terjadinya kelebihan produksi energi ketika pembangkitan tidak sesuai dengan pola beban. Penggunaan penyimpanan energi kemudian menjadi penting untuk menyerap kelebihan pembangkitan dan memanfaatkannya kembali ketika diperlukan. Penelitian ini memperlihatkan bahwa target peningkatan energi terbarukan perlu dipertimbangkan bersamaan dengan biaya, kapasitas penyimpanan, dan strategi dispatch (Tabar & Abbasi, 2019).

Jika ditinjau sebagai satu rangkaian perkembangan, penelitian pada periode 2016–2019 menunjukkan perubahan fokus dari pembentukan struktur EMS menuju optimasi operasi yang mempertimbangkan beberapa sasaran. Namun, sebagian besar pendekatan pada tahap tersebut masih membutuhkan model optimasi atau aturan yang telah dirumuskan sebelumnya. Kemampuan sistem untuk mempelajari sendiri hubungan antara kondisi operasi dan keputusan dispatch masih relatif terbatas.

2.1.2 Perkembangan Sistem Hibrida dan EMS Adaptif

Perkembangan berikutnya mulai mempertemukan dua arah penelitian, yaitu optimasi konfigurasi sistem hibrida dan penerapan algoritma pembelajaran untuk pengambilan keputusan operasi. Dalam konteks sistem kelistrikan terisolasi di Indonesia, Alvianingsih dan Simanjuntak (2021) melakukan analisis tekno-ekonomi sistem PLTD–PLTS di Pulau Gersik menggunakan HOMER. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa perangkat lunak HOMER dapat digunakan untuk mengevaluasi konfigurasi pembangkit hibrida dari aspek teknis dan ekonomi. Kajian ini penting karena memperlihatkan bahwa hibridisasi pembangkit diesel dengan energi surya pada sistem kepulauan dapat dianalisis berdasarkan kondisi sumber energi dan karakteristik beban setempat (Alvianingsih & Simanjuntak, 2021).

Meskipun pendekatan berbasis HOMER mampu menghasilkan konfigurasi sistem yang layak secara teknis dan ekonomi, kebutuhan pengoperasian mikrogrid yang semakin dinamis mendorong berkembangnya metode berbasis pembelajaran. Nakabi dan Toivanen (2021) menggunakan *deep reinforcement learning* untuk manajemen energi pada mikrogrid dengan beban fleksibel. Agen pembelajaran dapat membangun kebijakan operasi melalui interaksi berulang dengan lingkungan tanpa sepenuhnya bergantung pada aturan tetap. Perkembangan ini menjadi penting karena pengelolaan mikrogrid mulai

dipandang sebagai persoalan pengambilan keputusan sekuensial: keputusan yang dibuat pada suatu periode akan memengaruhi kondisi sistem dan alternatif keputusan pada periode berikutnya (Nakabi & Toivanen, 2021).

Guo et al. (2022) memperluas penerapan *deep reinforcement learning* dengan mengembangkan manajemen energi mikrogrid secara *real-time* dalam kondisi ketidakpastian. Penelitian tersebut menunjukkan kemampuan DRL dalam menghadapi perubahan beban dan pembangkitan energi terbarukan tanpa harus mengasumsikan distribusi probabilitas yang kaku. Hal ini relevan bagi sistem PV–BESS–Diesel, karena keluaran PV dan kebutuhan beban berubah dari waktu ke waktu, sedangkan status energi yang tersimpan pada baterai juga dipengaruhi oleh keputusan pada periode sebelumnya (Guo et al., 2022).

Pada tahun yang sama, Alabdullah dan Abido (2022) secara lebih spesifik menerapkan algoritma *Deep Q-Network* untuk manajemen energi mikrogrid. Persoalan EMS diformulasikan sebagai *Markov Decision Process* (MDP) melalui definisi *state*, *action*, *reward*, dan fungsi tujuan. Kontribusi penelitian tersebut sangat penting bagi tesis ini karena membuktikan bahwa DQN dapat digunakan untuk mempelajari kebijakan manajemen energi pada ruang keadaan yang lebih kompleks dibandingkan Q-learning konvensional. Penggunaan jaringan saraf memungkinkan nilai aksi diperkirakan berdasarkan kondisi sistem tanpa membangun *Q-table* untuk seluruh kombinasi keadaan (Alabdullah & Abido, 2022).

Meskipun demikian, sistem yang diteliti Alabdullah dan Abido (2022) masih berbeda dengan konteks penelitian ini. Sistem yang digunakan mencakup berbagai sumber pembangkitan dan memiliki hubungan dengan jaringan eksternal, sedangkan penelitian pada PLN ULP Leok diarahkan pada sistem yang benar-benar terisolasi dan masih memiliki ketergantungan tinggi terhadap generator diesel. Selain itu, fokus penelitian tersebut belum secara khusus menempatkan LCOE, konsumsi bahan bakar solar, dan *renewable penetration* sebagai tiga indikator utama dalam evaluasi kinerja.

Sharma et al. (2022) melalui kajian komparatif terhadap berbagai strategi EMS semakin menegaskan bahwa tidak terdapat satu metode pengendalian yang dapat dinyatakan paling baik untuk seluruh konfigurasi mikrogrid. Efektivitas suatu strategi sangat dipengaruhi oleh struktur sistem, karakteristik sumber pembangkit, jenis

penyimpanan energi, tingkat ketidakpastian, dan tujuan optimasi. Temuan tersebut mendukung pemilihan DQN dalam penelitian ini bukan karena DQN dianggap sebagai algoritma yang secara universal lebih unggul, tetapi karena karakteristiknya sesuai dengan persoalan dispatch diskret dan kondisi operasi dinamis pada sistem PV–BESS–Diesel (Sharma et al., 2022).

Perkembangan tersebut kemudian ditempatkan dalam perspektif yang lebih luas oleh Uddin et al. (2023). Mereka menunjukkan bahwa perkembangan mikrogrid tidak lagi hanya diarahkan pada integrasi *distributed energy resources*, tetapi juga pada peningkatan fleksibilitas, resiliensi, digitalisasi, dan dekarbonisasi. Dengan semakin tingginya penetrasi energi terbarukan, kebutuhan terhadap EMS yang memiliki kemampuan pengambilan keputusan adaptif juga semakin besar, khususnya pada sistem *islanded* (Uddin et al., 2023).

Dari sisi ekonomi, Weinand et al. (2023) menganalisis LCOE pada sistem energi terbarukan *off-grid* dan menunjukkan bahwa nilai LCOE dipengaruhi oleh kombinasi teknologi, asumsi biaya, kondisi lokasi, dan strategi pengoperasian. Temuan ini penting bagi penelitian tesis karena menunjukkan bahwa LCOE tidak hanya berkaitan dengan besarnya investasi awal atau kapasitas terpasang. Strategi operasi yang memengaruhi konsumsi bahan bakar, pemanfaatan energi, dan jumlah energi yang dilayani juga berpengaruh terhadap kinerja ekonomi sistem secara keseluruhan (Weinand et al., 2023).

Periode 2021–2023 dengan demikian memperlihatkan dua perkembangan yang berjalan secara paralel. Pada satu sisi, pendekatan tekno-ekonomi seperti HOMER semakin banyak digunakan untuk menentukan konfigurasi sistem hibrida yang layak. Pada sisi lain, DRL dan DQN berkembang sebagai metode pengambilan keputusan operasi yang lebih adaptif. Kondisi tersebut memberikan indikasi bahwa optimasi perencanaan dan optimasi operasi tidak seharusnya dipandang sebagai dua pendekatan yang saling menggantikan, tetapi dapat digunakan secara berurutan dan saling melengkapi.

2.1.3 Perkembangan RL pada Sistem Islanded dan Multiobjektif

Perkembangan penelitian terbaru mulai lebih banyak mengarah pada penerapan *reinforcement learning* pada mikrogrid yang beroperasi secara terisolasi. Jayaraj et al. (2024) membahas secara khusus penggunaan RL untuk manajemen energi *islanded*

microgrid. Salah satu kontribusi penting penelitian tersebut adalah penjelasan mengenai bagaimana pemilihan *state*, *state space*, *action*, dan *reinforcement function* memengaruhi kinerja agen. Temuan tersebut menunjukkan bahwa keberhasilan RL tidak semata-mata ditentukan oleh algoritma yang digunakan, melainkan juga oleh bagaimana persoalan teknis mikrogrid diterjemahkan ke dalam formulasi MDP (Jayaraj et al., 2024).

Kajian Jayaraj et al. (2024) menjadi relevan terhadap tesis ini karena kondisi baterai, pembangkitan energi terbarukan, beban, dan kondisi pembangkit perlu direpresentasikan sebagai bagian dari keadaan sistem yang diamati oleh agen. Selain itu, fungsi *reward* perlu dirancang agar keputusan yang dianggap baik oleh agen juga sesuai dengan tujuan ekonomi dan batasan teknis sistem. Dengan demikian, perkembangan RL pada tahap ini tidak lagi hanya membuktikan bahwa algoritma pembelajaran dapat digunakan untuk EMS, tetapi mulai memberikan perhatian lebih besar terhadap kualitas formulasi masalah.

Chen et al. (2024) menunjukkan perkembangan lain melalui penerapan *deep reinforcement learning* pada persoalan *energy transmission dispatching* mikrogrid. Meskipun konfigurasi sistemnya tidak sama dengan mikrogrid PV–BESS–Diesel terisolasi, penelitian tersebut memperkuat kecenderungan bahwa DRL telah berkembang dari sekadar metode eksperimental menjadi salah satu alternatif dalam pengambilan keputusan operasi sistem tenaga yang memiliki ruang keadaan kompleks dan berubah secara dinamis (Chen et al., 2024).

Dari sisi sistem *off-grid*, Samatar et al. (2024) menunjukkan bahwa konfigurasi sistem energi terbarukan hibrida dapat memberikan perbaikan ekonomi dan lingkungan yang signifikan apabila komposisi pembangkit dan penyimpanan ditentukan secara tepat. Penelitian tersebut tidak mengembangkan DQN, tetapi memberikan hubungan penting antara tahap desain dan tahap operasi. Konfigurasi yang secara teknis dan ekonomi optimal masih membutuhkan strategi pengoperasian yang tepat agar potensi pengurangan biaya dan bahan bakar benar-benar dapat direalisasikan dalam operasi (Samatar et al., 2024).

Dalam konteks Indonesia, Prabowo dan Gamari Sobajian Rajagukguk (2025) menganalisis hibridisasi PLTS–PLTD–BESS di Pulau Maratua menggunakan HOMER Pro. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi energi terbarukan dan penyimpanan

energi mampu menurunkan konsumsi bahan bakar diesel, emisi CO₂, dan LCOE. Penelitian ini menjadi salah satu studi yang paling dekat dari sisi karakteristik sistem dengan tesis ini karena sama-sama membahas sistem terisolasi di Indonesia yang masih bergantung pada pembangkit diesel. Perbedaannya terletak pada tahap optimasi. Penelitian tersebut berfokus pada optimasi sistem melalui HOMER Pro, sedangkan tesis ini melanjutkan hasil optimasi konfigurasi ke tahap pengembangan strategi dispatch menggunakan DQN (Prabowo & Gamari Sobajian Rajagukguk, 2025).

Perkembangan menuju optimasi multiobjektif berbasis DRL semakin terlihat pada penelitian Wu et al. (2026). Penelitian tersebut mengembangkan EMS berbasis DRL yang mampu mempertimbangkan beberapa sasaran dalam pengambilan keputusan pada lingkungan pasar energi yang fleksibel. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa DRL mampu memetakan kondisi mikrogrid multidimensi ke dalam keputusan operasi dengan tetap mempertimbangkan aspek ekonomi dan ketidakpastian (Wu et al., 2026).

Wu et al. (2026) merupakan salah satu penelitian yang paling dekat dengan arah metodologis tesis ini karena sama-sama menggunakan pendekatan *deep reinforcement learning* dan multiobjektif. Namun, konteks persoalannya berbeda. Wu et al. mengembangkan EMS pada lingkungan dengan mekanisme pasar energi dan transaksi energi, sedangkan penelitian ini berfokus pada sistem PLN yang terisolasi, tidak memiliki dukungan jaringan eksternal, dan masih bergantung pada generator diesel. Pada kondisi tersebut, keputusan EMS lebih diarahkan pada bagaimana mengalokasikan energi PV, BESS, dan diesel untuk menekan biaya dan konsumsi bahan bakar tanpa mengorbankan kemampuan sistem dalam memenuhi kebutuhan beban.

2.1.4 *Systematic Literature Review (SLR)*

Untuk memperlihatkan hubungan perkembangan penelitian secara lebih ringkas, hasil kajian terhadap 17 penelitian utama disajikan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Tinjauan Pustaka Sistematis

No	Peneliti	Fokus/Metode	Kontribusi terhadap Perkembangan Riset	Keterbatasan terhadap Fokus Tesis
1	Meng et al. (2016)	Supervisory control dan EMS	Menempatkan EMS sebagai pusat koordinasi sumber,	Belum menggunakan pembelajaran adaptif

			penyimpanan, dan beban	
2	Zia et al. (2018)	Review metode EMS	Menunjukkan perkembangan dari rule-based menuju optimasi dan AI	Bersifat kajian umum
3	Aghajani & Ghadimi (2018)	Optimasi multiobjektif	Menunjukkan perlunya kompromi beberapa sasaran operasi	Belum berbasis DQN
4	Bartolucci et al. (2018)	MILP dan renewable penetration	Menunjukkan penetrasi energi terbarukan dipengaruhi strategi kontrol	Pendekatan deterministik
5	Tabar & Abbasi (2019)	EMS dengan penetrasi RES tinggi	Memasukkan surplus energi dan penyimpanan dalam optimasi	Belum menggunakan pembelajaran adaptif
6	Alvianingsih & Simanjuntak (2021)	HOMER, PLTD–PLTS	Menunjukkan kelayakan hibridisasi pada sistem pulau Indonesia	Berhenti pada optimasi tekno-ekonomi
7	Nakabi & Toivanen (2021)	Deep reinforcement learning	Mengembangkan EMS adaptif melalui interaksi agen-lingkungan	Konteks sistem berbeda dengan PV–BESS–Diesel isolated
8	Guo et al. (2022)	Real-time DRL	Mengakomodasi ketidakpastian pembangkitan dan beban	Belum diarahkan pada tiga indikator tesis
9	Alabdullah & Abido (2022)	DQN untuk EMS	Membuktikan DQN dapat digunakan melalui formulasi MDP	Konteks tidak spesifik isolated diesel dan sasaran LCOE–solar–RE

10	Sharma et al. (2022)	Review komparatif EMS	Menunjukkan pemilihan EMS bergantung karakter sistem dan tujuan optimasi	Tidak mengembangkan model dispatch spesifik
11	Uddin et al. (2023)	Review perkembangan mikrogrid	Menekankan fleksibilitas, resiliensi, dan digitalisasi	Tidak spesifik pada DQN
12	Weinand et al. (2023)	Analisis LCOE off-grid	Memperkuat relevansi LCOE untuk sistem otonom	Tidak mengembangkan EMS DQN
13	Jayaraj et al. (2024)	RL pada islanded microgrid	Memperjelas pentingnya state, action, dan reward	Menggunakan RL dan fokus tujuan berbeda
14	Chen et al. (2024)	DRL untuk dispatch	Menguatkan kemampuan DRL dalam keputusan sistem yang kompleks	Konfigurasi tidak spesifik PV–BESS–Diesel isolated
15	Samatar et al. (2024)	Hybrid off-grid techno-economic	Menghubungkan konfigurasi hibrida dengan performa ekonomi dan lingkungan	Tidak mengembangkan DQN
16	Prabowo & Gamari Sobajian Rajagukguk (2025)	HOMER Pro PLTS–PLTD–BESS	Membuktikan manfaat hibridisasi pada sistem terisolasi Indonesia	Belum mengembangkan EMS pembelajaran pada tingkat dispatch
17	Wu et al. (2026)	Multi-objective DRL EMS	Mengembangkan pengambilan keputusan DRL multiobjektif	Berbasis flexible energy market, bukan isolated diesel PLN

Berdasarkan Tabel 2.1 dapat dilihat bahwa perkembangan penelitian tidak berlangsung secara terpisah, tetapi membentuk alur yang cukup jelas. Penelitian awal

membangun konsep EMS sebagai lapisan pengendalian yang mengoordinasikan berbagai komponen mikrogrid. Perkembangan berikutnya menunjukkan bahwa pengoperasian mikrogrid perlu mempertimbangkan beberapa sasaran secara bersamaan, kemudian dilanjutkan dengan penggunaan penyimpanan energi dan optimasi sistem hibrida. Setelah kompleksitas sistem dan tingkat ketidakpastian meningkat, metode berbasis *reinforcement learning* mulai digunakan untuk membentuk kebijakan operasi yang lebih adaptif. DQN selanjutnya digunakan untuk menangani ruang keadaan yang lebih besar melalui fungsi aproksimasi berbasis jaringan saraf. Perkembangan terbaru menunjukkan kecenderungan menuju DRL yang mempertimbangkan beberapa sasaran serta semakin banyak diterapkan pada mikrogrid *islanded*.

Meskipun perkembangan tersebut cukup signifikan, hasil SLR menunjukkan bahwa masih terdapat ruang penelitian pada hubungan antara optimasi konfigurasi sistem dan optimasi dispatch pada sistem terisolasi berbasis diesel. Penelitian berbasis HOMER seperti Alvianingsih dan Simanjuntak (2021) serta Prabowo dan Gamari Sobajian Rajagukguk (2025) menunjukkan manfaat hibridisasi dari sisi tekno-ekonomi, tetapi belum mengembangkan kebijakan dispatch berbasis pembelajaran. Sebaliknya, penelitian DQN dan DRL seperti Alabdullah dan Abido (2022), Guo et al. (2022), Jayaraj et al. (2024), dan Wu et al. (2026) menunjukkan kemampuan algoritma pembelajaran dalam mengoptimalkan operasi, tetapi konfigurasi sistem dan sasaran yang digunakan berbeda dengan kondisi sistem isolated PV–BESS–Diesel PLN ULP Leok.

2.1.5 Research Gap dan Novelty Penelitian

Hasil kajian terhadap penelitian terdahulu menunjukkan bahwa novelty penelitian ini tidak terletak semata-mata pada penggunaan DQN untuk manajemen energi mikrogrid, karena pendekatan tersebut telah digunakan dalam beberapa penelitian sebelumnya. Kebaruan penelitian lebih tepat ditempatkan pada cara DQN dikembangkan dan diintegrasikan dengan karakteristik serta tujuan operasi sistem yang diteliti.

Pertama, masih terdapat pemisahan yang cukup jelas antara penelitian yang berfokus pada perencanaan tekno-ekonomi dan penelitian yang berfokus pada strategi operasi. Pendekatan seperti HOMER Pro efektif untuk mengevaluasi konfigurasi dan kelayakan sistem hibrida, sedangkan DQN lebih sesuai untuk mempelajari keputusan dispatch yang berubah terhadap waktu. Penelitian ini menghubungkan kedua tingkat

tersebut melalui tiga skenario yang berurutan, yaitu baseline sistem PLTD, mikrogrid PV–BESS–Diesel hasil optimasi HOMER Pro, dan pengoperasian konfigurasi yang sama menggunakan EMS berbasis DQN. Dengan demikian, perbaikan pada tingkat konfigurasi dan perbaikan pada tingkat strategi operasi dapat dievaluasi secara terpisah.

Kedua, penelitian ini menempatkan LCOE, konsumsi bahan bakar solar, dan renewable penetration sebagai tiga indikator utama dalam mengevaluasi keberhasilan strategi manajemen energi. Ketiganya memiliki hubungan yang erat tetapi dapat menghasilkan *trade-off* dalam operasi. Penurunan penggunaan generator diesel dapat meningkatkan penetrasi energi terbarukan, tetapi keputusan tersebut tetap harus mempertimbangkan ketersediaan energi dan batas operasi BESS. Oleh karena itu, fungsi *reward* pada DQN dirancang menggunakan komponen biaya operasi dan sejumlah penalti operasional sebagai sinyal pembelajaran, sedangkan ketiga indikator utama dievaluasi secara agregat setelah simulasi tahunan.

Ketiga, penelitian ini secara khusus diterapkan pada sistem mikrogrid PV–BESS–Diesel yang beroperasi secara isolated pada PLN ULP Leok. Kondisi tersebut berbeda dengan banyak penelitian DQN/DRL yang menggunakan mikrogrid *grid-connected*, mekanisme perdagangan energi, atau beban fleksibel. Pada sistem isolated, tidak terdapat jaringan utama yang dapat digunakan sebagai sumber energi ketika terjadi kekurangan daya. Dengan demikian, keputusan EMS harus mempertimbangkan efisiensi ekonomi sekaligus memastikan kebutuhan beban tetap terpenuhi.

Keempat, model DQN pada penelitian ini tidak hanya diarahkan untuk mencari *reward* ekonomi tertinggi, tetapi dilengkapi dengan mekanisme safety dispatch dan batasan keandalan. Mekanisme tersebut diperlukan untuk mencegah keputusan agen menghasilkan kondisi operasi yang secara ekonomi tampak menguntungkan tetapi tidak layak secara teknis, seperti *unmet load* yang besar atau pelanggaran batas SOC baterai. Posisi ini penting khususnya pada sistem terisolasi karena keandalan suplai tidak dapat dialihkan kepada jaringan eksternal ketika agen menghasilkan keputusan yang tidak mencukupi kebutuhan daya.

Kelima, evaluasi dilakukan pada horizon operasi 8.760 jam, sehingga performa strategi dispatch dapat diterjemahkan kembali ke indikator tahunan seperti LCOE, konsumsi bahan bakar solar, penetrasi energi terbarukan, *excess electricity*, dan *unmet*

load. Pendekatan ini menghubungkan keputusan operasi per jam yang dipelajari DQN dengan indikator tekno-ekonomi yang digunakan dalam perencanaan sistem.

Berdasarkan gap tersebut, posisi penelitian ini dapat dirumuskan sebagai pengembangan EMS berbasis Deep Q-Learning multiobjektif yang mengintegrasikan hasil optimasi tekno-ekonomi HOMER Pro dengan pengambilan keputusan dispatch per jam pada mikrogrid isolated PV–BESS–Diesel PLN ULP Leok, dengan sasaran penurunan LCOE, pengurangan konsumsi bahan bakar solar, peningkatan renewable penetration, serta pengendalian keandalan melalui mekanisme safety dispatch.

Dengan posisi tersebut, penelitian ini tidak dimaksudkan untuk menyatakan bahwa DQN merupakan metode yang belum pernah digunakan pada mikrogrid. Kontribusi yang ingin diberikan adalah penerapan dan pengembangan kerangka DQN yang lebih kontekstual untuk permasalahan sistem terisolasi PLN, sekaligus menjembatani hasil optimasi pada tingkat perencanaan dengan strategi operasi berbasis pembelajaran. Kerangka tersebut diharapkan dapat memperlihatkan seberapa jauh optimasi dispatch memberikan nilai tambah setelah konfigurasi sistem PV–BESS–Diesel terlebih dahulu diperoleh melalui pendekatan tekno-ekonomi.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Konsep Mikrogrid dan Relevansinya pada Sistem Terisolasi

Mikrogrid pada dasarnya merupakan sistem tenaga listrik berskala lokal yang memadukan sumber pembangkitan tersebar, beban, perangkat konversi daya, sistem kendali, dan dalam banyak kasus penyimpanan energi, sehingga mampu beroperasi baik ketika terhubung ke jaringan utama maupun dalam mode terisolasi (*islanded mode*). Dalam perkembangan literatur terkini, mikrogrid tidak lagi dipandang sekadar sebagai kumpulan pembangkit kecil, melainkan sebagai arsitektur sistem energi yang memungkinkan koordinasi produksi, penyimpanan, dan konsumsi daya secara adaptif di tingkat lokal. Dengan pengaturan seperti ini, mikrogrid memiliki nilai strategis karena mampu meningkatkan keandalan layanan, memperluas integrasi energi terbarukan, serta memberi fleksibilitas operasi pada wilayah yang secara geografis terpencil atau belum memiliki interkoneksi yang kuat dengan sistem utama (Hirsch et al., 2018; Uddin et al., 2023).

Pada sistem terisolasi, relevansi mikrogrid menjadi semakin tinggi. Berbeda dengan sistem interkoneksi besar yang dapat menyerap fluktuasi daya dari berbagai unit pembangkit, sistem terisolasi harus menjaga keseimbangan daya, frekuensi, dan tegangan hanya dengan sumber daya yang tersedia di dalam sistem itu sendiri. Kondisi ini menjadikan keandalan pasokan, efisiensi operasi, dan biaya energi sebagai isu yang sangat sensitif. Banyak wilayah terpencil masih mengandalkan pembangkit diesel sebagai sumber utama listrik, namun ketergantungan tersebut menimbulkan persoalan biaya bahan bakar, ongkos logistik, emisi, dan performa operasi pada beban parsial. Konsep mikrogrid menjadi relevan sebagai pendekatan yang memungkinkan integrasi pembangkit terbarukan dan penyimpanan energi untuk mengurangi dominasi diesel tanpa mengorbankan kontinuitas pasokan. Studi-studi terkini menunjukkan bahwa sistem hibrida pada komunitas terpencil dapat menjadi pilihan yang lebih layak secara teknis dan ekonomis dibandingkan sistem diesel murni, terutama ketika variasi sumber daya surya dan karakteristik beban dapat dikelola dengan baik (Adefarati et al., 2024; Hamilton et al., 2022; Hirsch et al., 2018).

Dari sudut pandang pengendalian, mikrogrid memiliki struktur operasi yang lebih kompleks dibandingkan sistem konvensional berbasis satu pembangkit. Literatur menempatkan pengelolaan mikrogrid pada beberapa lapisan kendali, mulai dari kendali primer untuk stabilitas lokal, kendali sekunder untuk pemulihan variabel sistem, hingga kendali tersier yang berfungsi mengoptimalkan penjadwalan dan aliran energi. Pada lapisan inilah *energy management system* (EMS) berperan sebagai elemen kunci, karena EMS menentukan kapan energi terbarukan diprioritaskan, kapan baterai diisi atau dikosongkan, dan kapan generator cadangan perlu beroperasi. Bagi sistem terisolasi, keputusan-keputusan tersebut sangat menentukan biaya operasi, umur peralatan, dan mutu pelayanan. Tantangan utama EMS mikrogrid terletak pada sifat intermiten energi terbarukan, ketidakpastian beban, keterbatasan kapasitas penyimpanan, serta kebutuhan menjaga keseimbangan teknis sistem secara *real-time* (Meng et al., 2016; Pamulapati et al., 2023; Zia et al., 2018).

Dalam konteks penelitian ini, konsep mikrogrid menjadi landasan penting untuk memahami mengapa sistem terisolasi seperti yang ada di ULP Leok membutuhkan strategi manajemen energi yang lebih cerdas. Integrasi PV, BESS, dan diesel tidak cukup

hanya didesain dari sisi kapasitas, tetapi juga harus dioperasikan dengan logika keputusan yang adaptif terhadap perubahan radiasi surya, status pengisian baterai, dan kebutuhan beban. Oleh sebab itu, mikrogrid pada sistem terisolasi bukan sekadar solusi elektrifikasi, melainkan platform operasi energi yang menuntut optimasi multiobjektif antara biaya, keandalan, dan penetrasi energi terbarukan. Kerangka berpikir ini secara langsung mendukung pemilihan pendekatan *deep reinforcement learning*, khususnya *Deep Q-Learning*, sebagai kandidat metode EMS yang mampu belajar dari dinamika sistem dan mengambil keputusan operasi secara lebih responsif dibandingkan aturan statis konvensional (Manandhar et al., 2023; Uddin et al., 2023; Zia et al., 2018).

2.2.2 Sistem Mikrogrid Hibrida PV–BESS–Diesel

Sistem mikrogrid hibrida PV–BESS–diesel merupakan konfigurasi pembangunan lokal yang memadukan panel surya fotovoltaik (*photovoltaic/PV*), *battery energy storage system* (BESS), dan generator diesel untuk melayani beban secara mandiri. Dalam konfigurasi ini, PV berperan sebagai sumber energi terbarukan utama yang memproduksi daya selama tersedia radiasi matahari, BESS berfungsi sebagai penyangga energi dan penstabil operasi, sedangkan generator diesel menjadi sumber cadangan untuk menjamin kontinuitas pelayanan ketika produksi PV tidak mencukupi atau saat energi tersimpan di baterai mendekati batas minimum. Kombinasi ketiga komponen ini dirancang untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing: PV menekan konsumsi bahan bakar, baterai meningkatkan fleksibilitas dan kualitas operasi, sementara diesel menjaga keandalan sistem pada kondisi defisit energi. Literatur terkini menunjukkan bahwa arsitektur seperti ini sangat cocok untuk wilayah terpencil karena mampu menjembatani kebutuhan antara penetrasi energi terbarukan yang tinggi dan tuntutan reliabilitas suplai yang tidak dapat dikompromikan (Adefarati et al., 2024; Belila et al., 2018; Keskinis et al., 2025).

Secara operasional, performa sistem PV–BESS–diesel sangat ditentukan oleh strategi *dispatch* atau manajemen energinya. Dalam praktiknya, ketika keluaran PV melebihi kebutuhan beban, energi dapat langsung disalurkan ke beban dan sisanya digunakan untuk mengisi baterai. Sebaliknya, saat daya PV menurun, baterai dapat dilepaskan untuk menutup kekurangan daya sebelum generator diesel dinyalakan. Pada kondisi tertentu, generator diesel tidak hanya melayani beban, tetapi juga dapat dimanfaatkan untuk mengisi baterai, bergantung pada logika kendali yang diterapkan,

misalnya *load-following* atau *cycle-charging*. Penelitian terbaru memperlihatkan bahwa pemilihan strategi *dispatch* sangat memengaruhi konsumsi bahan bakar, frekuensi *start-stop* generator, degradasi baterai, dan biaya tahunan sistem. Selain itu, pada sistem terisolasi, EMS yang baik harus memastikan transisi operasi berlangsung mulus dan tidak menimbulkan gangguan stabilitas ketika sumber daya berubah secara tiba-tiba (Belila et al., 2018; Keskinis et al., 2025; Manandhar et al., 2023).

Dari sisi perancangan, sistem PV–BESS–diesel tidak dapat dioptimalkan hanya berdasarkan satu indikator tunggal. Sistem yang sangat membatasi operasi diesel memang dapat meningkatkan penetrasi energi terbarukan, namun belum tentu paling ekonomis jika kapasitas baterai yang dibutuhkan terlalu besar. Sebaliknya, sistem yang terlalu bergantung pada diesel mungkin lebih sederhana dari sisi kontrol, tetapi menghasilkan biaya bahan bakar yang tinggi, emisi lebih besar, dan ketahanan yang lebih rendah terhadap volatilitas harga energi. Karena itu, banyak studi menggunakan pendekatan multiobjektif yang mempertimbangkan indikator seperti biaya energi (*cost of energy*/COE) atau LCOE, *loss of power supply probability* (LPSP), degradasi baterai, dan keandalan pasokan secara bersamaan. Kajian-kajian terbaru menunjukkan bahwa kombinasi PV, baterai, dan diesel umumnya memberikan kompromi terbaik untuk sistem terpencil, terutama ketika ukuran komponen dan aturan *dispatch* dirancang berdasarkan data beban dan sumber daya setempat (Adefarati et al., 2024; Boucekara et al., 2023; Hamilton et al., 2022).

Bagi penelitian ini, sistem mikrogrid hibrida PV–BESS–diesel menjadi objek yang sangat relevan karena secara inheren menghadirkan persoalan pengambilan keputusan yang dinamis. Status pengisian baterai berubah dari waktu ke waktu, keluaran PV bersifat acak mengikuti kondisi cuaca, beban dapat berfluktuasi, sedangkan generator diesel memiliki batas operasi teknis dan biaya *start-up* yang tidak dapat diabaikan. Dalam situasi seperti ini, EMS berbasis aturan tetap sering kali kurang luwes untuk mencapai target multiobjektif secara simultan. Oleh karena itu, pengembangan EMS berbasis *Deep Q-Learning* menjadi pilihan yang logis, karena metode ini memungkinkan agen belajar memilih aksi operasi terbaik berdasarkan kondisi sistem aktual dengan tujuan menurunkan LCOE, menjaga keandalan, dan meningkatkan pemanfaatan energi surya. Dengan demikian, sistem PV–BESS–diesel dalam penelitian ini tidak hanya diposisikan

sebagai konfigurasi teknis pembangkit, tetapi juga sebagai lingkungan keputusan yang tepat untuk menguji efektivitas pendekatan kecerdasan buatan pada mikrogrid terisolasi (Manandhar et al., 2023; Pamulapati et al., 2023; Zia et al., 2018).

2.2.3 Energy Management System pada Mikrogrid

Energy Management System (EMS) pada mikrogrid merupakan lapisan kendali dan pengambilan keputusan yang bertugas mengoordinasikan seluruh sumber energi, penyimpanan, dan beban agar sistem beroperasi secara aman, andal, dan ekonomis. Dalam literatur, EMS diposisikan sebagai pengendali supervisi yang berada di atas kendali primer dan sekunder, sehingga perannya bukan hanya memantau kondisi sistem, tetapi juga menentukan strategi operasi terbaik sesuai perubahan beban, ketersediaan energi terbarukan, harga energi, serta batas teknis tiap komponen. Dengan kata lain, EMS menjadi "otak operasi" mikrogrid karena memutuskan kapan sumber tertentu diprioritaskan, kapan baterai perlu diisi atau dikosongkan, dan kapan generator cadangan harus dijalankan. Fungsi ini sangat penting karena mikrogrid umumnya terdiri atas sumber daya yang tersebar, heterogen, dan memiliki dinamika operasi yang tidak selalu linier. Kajian Meng et al. menunjukkan bahwa EMS mikrogrid berkembang sebagai sistem pengendalian supervisi untuk memastikan koordinasi optimal sumber daya energi tersebar, sedangkan Zia et al. menegaskan bahwa EMS menjadi elemen inti untuk menjawab persoalan ketidakpastian beban dan intermitensi pembangkit terbarukan. Temuan terbaru juga menekankan bahwa ruang lingkup dan tantangan EMS kini semakin luas, mencakup standar komunikasi, pengambilan keputusan *real-time*, dan integrasi metode cerdas berbasis data (Ahmethodzic et al., 2023; Khan et al., 2024; Meng et al., 2016; Zia et al., 2018).

Pada mikrogrid terisolasi, kebutuhan terhadap EMS menjadi lebih kritis dibandingkan sistem yang masih terhubung ke jaringan utama. Hal ini karena sistem terisolasi harus menjaga sendiri keseimbangan daya, frekuensi, dan tegangan tanpa dukungan dari jaringan besar sebagai penyangga. Dalam konfigurasi hibrida PV–BESS–diesel, EMS harus mampu mengatur aliran energi dari PV ke beban, menentukan waktu pengisian dan pengosongan baterai, menjaga *state of charge* pada batas yang aman, sekaligus meminimalkan operasi diesel tanpa mengorbankan keandalan pelayanan. Di samping itu, EMS juga harus mempertimbangkan kendala teknis seperti

batas daya inverter, efisiensi konversi, degradasi baterai, beban minimum generator diesel, serta potensi fluktuasi keluaran PV akibat perubahan cuaca. Pada praktiknya, kualitas keputusan EMS sangat memengaruhi konsumsi bahan bakar, umur peralatan, biaya operasi tahunan, dan tingkat penetrasi energi terbarukan. Literatur terbaru menunjukkan bahwa pada mikrogrid terisolasi, EMS yang baik tidak cukup hanya menekan biaya, tetapi juga harus meningkatkan fleksibilitas operasi dan menjaga kinerja sistem dalam kondisi yang tidak pasti. EMS untuk sistem seperti ULP Leok perlu dipahami bukan hanya sebagai perangkat lunak kendali, melainkan sebagai mekanisme optimasi operasional yang langsung menentukan performa teknis dan ekonomi mikrogrid (Manandhar et al., 2023; Pamulapati et al., 2023; Uddin et al., 2023).

Secara umum, pendekatan EMS pada mikrogrid dapat dikelompokkan ke dalam tiga kategori besar, yaitu pendekatan berbasis aturan (*rule-based*), pendekatan optimasi matematis, dan pendekatan cerdas berbasis pembelajaran. Pendekatan berbasis aturan relatif mudah diterapkan dan cocok untuk sistem kecil, tetapi umumnya kaku karena keputusan dibuat berdasarkan logika tetap, sehingga performanya menurun ketika kondisi operasi berubah cepat. Pendekatan optimasi, seperti *mixed-integer programming*, *dynamic programming*, atau metode stokastik, biasanya mampu memberikan solusi yang lebih baik secara ekonomi, namun sering memerlukan model sistem yang akurat, data prakiraan yang andal, dan beban komputasi yang tidak kecil. Sementara itu, pendekatan cerdas termasuk *machine learning* dan *reinforcement learning* berkembang karena kemampuannya menangani masalah keputusan berurutan di bawah ketidakpastian tanpa selalu menuntut model eksplisit yang sangat detail. Tinjauan kritis Zia et al. dan kajian Pamulapati et al. menunjukkan bahwa tidak ada satu metode yang mutlak unggul untuk semua kondisi, namun tren penelitian bergerak ke arah EMS yang lebih adaptif, lebih *real-time*, dan lebih toleran terhadap ketidakpastian. Kajian Ahmethodžić et al. juga menekankan bahwa EMS modern semakin mengarah pada pendekatan hibrida yang menggabungkan optimasi, prediksi, dan kecerdasan buatan untuk memperoleh kompromi terbaik antara biaya, keandalan, dan keberlanjutan (Ahmethodzic et al., 2023; Khan et al., 2024; Pamulapati et al., 2023; Zia et al., 2018).

Berkaitan dengan arah penelitian ini, perkembangan EMS berbasis *reinforcement*

learning menjadi sangat relevan. Pendekatan ini memandang operasi mikrogrid sebagai masalah keputusan berurutan, di mana agen belajar memilih aksi terbaik berdasarkan kondisi sistem dan umpan balik berupa *reward*. Keunggulan utamanya terletak pada kemampuan belajar dari interaksi dengan lingkungan, sehingga metode ini lebih fleksibel dalam menghadapi variasi beban, ketidakpastian keluaran PV, dan dinamika baterai. Studi Ji et al. menunjukkan bahwa *deep reinforcement learning* dapat digunakan untuk penjadwalan energi mikrogrid secara *real-time* tanpa harus bergantung pada model ketidakpastian yang eksplisit. Nakabi dan Toivanen juga memperlihatkan bahwa *deep reinforcement learning* dapat meningkatkan kinerja EMS pada mikrogrid dengan beban fleksibel. Samadi et al. membuktikan bahwa pendekatan *multi-agent reinforcement learning* efektif untuk pengelolaan energi yang terdesentralisasi, sementara Al-Saadi et al. menempatkan *reinforcement learning* sebagai salah satu pendekatan paling menonjol untuk pengelolaan daya pada sistem distribusi cerdas dan mikrogrid. Dengan demikian, penggunaan EMS berbasis *Deep Q-Learning* multiobjektif untuk sistem mikrogrid hibrida PV–BESS–diesel di ULP Leok memiliki dasar teoritis yang kuat karena sesuai dengan karakter masalah yang dinamis, penuh ketidakpastian, dan menuntut kompromi simultan antara penurunan LCOE, peningkatan pemanfaatan energi surya, serta penjagaan keandalan pasokan (Al-Saadi et al., 2023; Ji et al., 2019; Nakabi & Toivanen, 2021; Samadi et al., 2020).

2.2.4 Levelized Cost of Energy (LCOE)

Levelized Cost of Energy (LCOE) merupakan salah satu indikator ekonomi yang paling banyak digunakan untuk menilai daya saing biaya pembangkitan listrik sepanjang umur proyek. Secara konseptual, LCOE menggambarkan biaya rata-rata per satuan energi listrik yang dihasilkan dengan memperhitungkan seluruh biaya yang relevan selama siklus hidup sistem, kemudian membaginya dengan total energi yang diproduksi selama periode yang sama. Karena menggunakan pendekatan nilai kini, metrik ini memudahkan perbandingan antara teknologi yang memiliki struktur biaya dan profil operasi yang berbeda, misalnya antara pembangkit berbasis diesel, sistem fotovoltaiik, baterai, maupun konfigurasi hibrida. Dalam banyak studi perencanaan energi, LCOE dipakai sebagai indikator awal untuk menilai apakah suatu teknologi atau kombinasi teknologi layak secara ekonomi sebelum dilakukan analisis yang lebih mendalam.

Dengan demikian, LCOE bukan sekadar angka biaya, melainkan alat sintesis yang merangkum hubungan antara investasi awal, biaya operasi, umur proyek, dan produksi energi ke dalam satu ukuran ekonomi yang mudah dibandingkan. (Hunter et al., 2021; Kabeyi & Olanrewaju, 2023).

Secara umum, formulasi LCOE dapat dinyatakan sebagai rasio antara nilai kini dari seluruh biaya proyek terhadap nilai kini dari total energi listrik yang dihasilkan selama umur sistem. Bentuk sederhananya dapat ditulis sebagai:

$$LCOE = \frac{\sum_{t=0}^n \frac{I_t + O_t + M_t + F_t + R_t}{(1+r)^t}}{\sum_{t=0}^n \frac{E_t}{(1+r)^t}} \quad (2.1)$$

dengan I_t menyatakan biaya investasi, O_t biaya operasi, M_t biaya pemeliharaan, F_t biaya bahan bakar, R_t biaya penggantian komponen, E_t energi listrik yang dihasilkan pada tahun ke- t , r tingkat diskonto, dan n umur proyek. Formulasi ini menunjukkan bahwa LCOE sangat sensitif terhadap parameter ekonomi dan teknis.

Perubahan pada tingkat diskonto, kapasitas faktor, umur baterai, frekuensi penggantian komponen, harga bahan bakar, serta energi yang benar-benar tersalurkan ke beban dapat mengubah nilai LCOE secara signifikan. Karena itu, dalam sistem nyata, LCOE sebaiknya tidak dibaca sebagai nilai tunggal yang mutlak, melainkan sebagai hasil dari asumsi-asumsi teknis dan finansial tertentu. Analisis yang menyertakan propagasi ketidakpastian bahkan menunjukkan bahwa variasi parameter masukan dapat menghasilkan sebaran nilai LCOE yang cukup lebar, sehingga interpretasinya perlu dilakukan dengan kehati-hatian. (Kabeyi & Olanrewaju, 2023; Pagnini et al., 2024).

Dalam konteks mikrogrid hibrida PV–BESS–diesel, LCOE menjadi indikator yang sangat relevan karena sistem semacam ini mengombinasikan komponen dengan karakter biaya yang sangat berbeda. PV umumnya menuntut biaya investasi awal yang tinggi tetapi memiliki biaya operasi yang rendah. BESS menambah fleksibilitas operasi, namun juga menambah biaya kapital dan penggantian komponen. Sementara itu, generator diesel biasanya memiliki investasi awal yang relatif lebih rendah, tetapi

menimbulkan biaya bahan bakar dan pemeliharaan yang besar selama operasi. Oleh karena itu, nilai LCOE pada sistem hibrida sangat dipengaruhi oleh cara sistem tersebut dioperasikan. Pada wilayah terpencil, peningkatan penetrasi PV dan pemanfaatan baterai yang tepat dapat menurunkan konsumsi diesel dan menekan biaya energi, tetapi kelebihan kapasitas PV atau BESS yang berlebihan dapat mendorong kenaikan biaya investasi yang justru menaikkan LCOE. Sejumlah studi pada sistem *off-grid* menunjukkan bahwa konfigurasi PV–baterai–diesel sering menghasilkan performa ekonomi yang lebih baik daripada diesel murni, terutama ketika logika operasi mampu mengurangi konsumsi bahan bakar dan menjaga pasokan tetap andal. LCOE pada mikrogrid hibrida dengan demikian bukan hanya ditentukan oleh pemilihan ukuran komponen, tetapi juga merupakan konsekuensi langsung dari strategi *dispatch* dan manajemen energinya. (Adefarati et al., 2024; Coban, 2024; Ocon & Bertheau, 2019).

Meskipun sangat berguna, LCOE memiliki keterbatasan yang perlu dipahami agar tidak digunakan secara berlebihan. LCOE pada dasarnya menyederhanakan persoalan ekonomi sistem tenaga menjadi satu angka rata-rata, sehingga belum tentu menangkap seluruh nilai sistemik dari suatu teknologi. Pada pembangkit intermiten seperti PV, LCOE tidak secara otomatis memperlihatkan kapan energi dihasilkan, seberapa bernilai energi tersebut pada jam tertentu, atau berapa biaya tambahan yang diperlukan untuk menjaga keandalan sistem. Beberapa peneliti menekankan perlunya modifikasi atau pelengkap seperti *system LCOE* atau *value-adjusted LCOE* yang menggabungkan LCOE dengan indikator reliabilitas dan nilai layanan sistem. LCOE juga dapat menyesatkan bila digunakan sendiri untuk membandingkan teknologi yang memiliki fungsi sistem yang berbeda, terutama pada sistem dengan ketergantungan tinggi pada penyimpanan, fleksibilitas operasi, dan kebutuhan cadangan. Bagi sistem mikrogrid terisolasi, hal ini sangat penting karena listrik tidak hanya harus terjangkau, tetapi juga harus tersedia setiap saat dengan mutu layanan yang memadai. (Emblemsvåg, 2025; Kabeyi & Olanrewaju, 2023; Pagnini et al., 2024).

Berdasarkan uraian tersebut, LCOE dalam penelitian ini diposisikan sebagai indikator ekonomi utama untuk menilai keberhasilan strategi manajemen energi pada mikrogrid hibrida PV–BESS–diesel di ULP Leok. Namun, LCOE tidak diperlakukan sebagai satu-satunya tujuan optimasi. Dalam sistem terisolasi, penurunan LCOE harus

dibaca bersama kemampuan sistem memenuhi kebutuhan beban, mengurangi ketergantungan terhadap diesel, dan meningkatkan pemanfaatan energi surya. Oleh sebab itu, pemanfaatan *Deep Q-Learning* multiobjektif menjadi relevan karena metode ini memungkinkan penyusunan kebijakan operasi yang tidak hanya mengejar biaya energi yang lebih rendah, tetapi juga mempertimbangkan kondisi baterai, status pembangkit, dan kontinuitas pelayanan. Dengan pendekatan tersebut, LCOE menjadi indikator keluaran yang penting, sementara keputusan operasional harian ditentukan melalui proses pembelajaran yang mencari kompromi terbaik antara biaya, keandalan, dan penetrasi energi terbarukan. (Adefarati et al., 2024; Emblemståg, 2025; Ocon & Bertheau, 2019).

2.2.5 Konsumsi Bahan Bakar Solar sebagai Tujuan Optimasi

Pada sistem terisolasi berbasis diesel, konsumsi solar bukan hanya persoalan biaya, tetapi juga menyangkut logistik, keandalan pasokan bahan bakar, dan emisi. Setiap liter solar yang berhasil dihemat berarti penurunan biaya operasi langsung, pengurangan risiko keterlambatan distribusi BBM, dan penurunan emisi dari operasi pembangkit. Karena itu, konsumsi solar layak diperlakukan sebagai tujuan optimasi tersendiri, bukan sekadar variabel turunan yang diasumsikan secara otomatis menurun ketika biaya turun. Pada praktiknya, dua kebijakan operasi dengan total biaya yang serupa bisa menghasilkan profil konsumsi diesel yang sangat berbeda, tergantung bagaimana baterai dioperasikan dan seberapa agresif energi surya dimanfaatkan (Aghajani & Ghadimi, 2018; Samatar et al., 2024)

Dalam pemodelan mikrogrid, konsumsi bahan bakar diesel umumnya dikaitkan dengan daya keluaran genset melalui fungsi linear atau afin. Bentuk sederhananya dapat ditulis sebagai:

$$Fuel = \sum_{t=1}^T (a \cdot P_{DG,t} + b \cdot u_t) \quad (2.2)$$

di mana $P_{DG,t}$ adalah daya diesel pada interval ke- t , u_t adalah status operasi unit, dan a serta b adalah parameter konsumsi.

Formulasi seperti ini lazim digunakan dalam literatur EMS karena memungkinkan

optimasi operasi diesel dikaitkan langsung dengan total konsumsi bahan bakar. Dalam tesis ini, penekanan pada pengurangan konsumsi solar sejalan dengan sasaran ekonomi dan transisi energi, sekaligus relevan dengan karakter sistem terisolasi yang sangat sensitif terhadap biaya bahan bakar (Aghajani & Ghadimi, 2018; Alabdullah & Abido, 2022).

2.2.6 Renewable Penetration

Renewable penetration pada dasarnya menggambarkan proporsi kontribusi energi terbarukan terhadap kebutuhan energi total atau total energi yang dilayani sistem selama periode analisis tertentu. Dalam konteks mikrogrid PV–BESS–diesel, penetrasi energi terbarukan dapat dihitung dari energi PV yang langsung digunakan ditambah energi tersimpan yang bersumber dari PV, dibandingkan dengan total energi yang disuplai ke beban. Secara sederhana, indikator ini dapat ditulis sebagai:

$$RP = \frac{E_{RES}}{E_{load}} \times 100\% \quad (2.3)$$

di mana E_{RES} adalah total energi terbarukan yang secara efektif digunakan untuk melayani beban dan E_{load} adalah total kebutuhan energi beban. Secara konseptual, semakin tinggi penetrasi energi terbarukan, semakin kecil ketergantungan sistem terhadap sumber fosil, sepanjang kualitas pasokan tetap terjaga (Bartolucci et al., 2018; Samatar et al., 2024).

Meskipun demikian, *renewable penetration* tidak seharusnya dipahami sebagai sasaran yang berdiri sendiri tanpa batas. Peningkatan penetrasi terbarukan dapat memunculkan *curtailment*, *overgeneration*, atau penggunaan penyimpanan yang kurang efisien bila tidak diimbangi strategi operasi yang tepat. Karena itu, penelitian ini memosisikan penetrasi energi terbarukan sebagai salah satu sasaran utama, tetapi tetap dibaca bersama LCOE dan konsumsi solar. Posisi ini penting secara metodologis karena menghindarkan penelitian dari kecenderungan menilai keberhasilan hanya dari tingginya porsi energi terbarukan, padahal operasi sistem bisa saja memburuk secara ekonomi. Perspektif inilah yang membuat kerangka multiobjektif lebih relevan dibandingkan optimasi tunggal (Tabar & Abbasi, 2019; Wu et al., 2026).

2.2.7 Battery Energy Storage System: Peran, Batasan, dan Posisi dalam Tesis

BESS memainkan peran strategis dalam mikrogrid karena menyediakan fleksibilitas waktu bagi energi terbarukan. Saat produksi PV tinggi dan beban rendah, baterai dapat menyerap kelebihan energi. Sebaliknya, ketika produksi PV turun atau beban naik, baterai dapat melepaskan energi untuk menunda atau mengurangi operasi diesel. Literatur terbaru tentang integrasi penyimpanan dalam sistem energi terbarukan hibrida menunjukkan bahwa penyimpanan energi bukan sekadar komponen pelengkap, melainkan elemen yang menentukan seberapa efektif sumber terbarukan dapat dikonversi menjadi pengurangan konsumsi bahan bakar dan penurunan biaya sistem (Hossain Lipu et al., 2025; Samatar et al., 2024).

Namun, baterai juga membawa kendala operasional yang tidak dapat diabaikan, seperti efisiensi *charge-discharge*, batas daya, batas energi tersimpan, serta batas minimum dan maksimum *state of charge* (SOC). Dalam perspektif penelitian ini, SOC tidak diposisikan sebagai tujuan optimasi utama, melainkan sebagai variabel keadaan dan kendala operasional. Posisi ini lebih tepat karena fungsi utama SOC adalah menjaga kelayakan operasi baterai dan memastikan agen DQN tidak memilih aksi yang secara fisik tidak layak. Dengan kata lain, baterai membantu mencapai tiga tujuan utama, tetapi bukan merupakan sasaran akhir optimasi itu sendiri. Posisi ini sejalan dengan literatur RL untuk EMS yang menempatkan status baterai sebagai komponen penting dalam *state space* dan penanganan kendala. (Alabdullah & Abido, 2022; Jayaraj et al., 2024).

2.2.8 Deep Reinforcement Learning dan Deep Q-Learning

Reinforcement learning (RL) merupakan paradigma pembelajaran yang memungkinkan suatu agen mempelajari kebijakan pengambilan keputusan melalui interaksi berulang dengan lingkungan. Pada setiap langkah waktu, agen mengamati kondisi lingkungan (*state*), memilih tindakan (*action*), menerima nilai *reward*, kemudian berpindah ke kondisi berikutnya. Tujuan proses pembelajaran adalah memperoleh kebijakan yang mampu memaksimalkan akumulasi *reward* dalam jangka panjang. Karakteristik tersebut membuat RL sesuai untuk permasalahan pengambilan keputusan yang bersifat sekuensial, yaitu kondisi ketika keputusan pada suatu waktu tidak hanya memberikan dampak pada saat keputusan tersebut diambil, tetapi juga memengaruhi kemungkinan keputusan pada periode berikutnya (Guo et al., 2022; Nakabi & Toivanen, 2021).

Dalam konteks mikrogrid, karakteristik pengambilan keputusan sekuensial terlihat pada interaksi antara sumber energi terbarukan, penyimpanan energi, generator diesel, dan beban. Keputusan untuk mengisi BESS pada suatu waktu, misalnya, akan memengaruhi energi yang tersedia untuk *discharge* pada periode berikutnya. Demikian pula, keputusan untuk mengoperasikan atau menghentikan generator diesel akan berpengaruh terhadap konsumsi bahan bakar, ketersediaan daya, dan biaya operasi sistem. Kondisi tersebut menyebabkan manajemen energi mikrogrid tidak cukup dipandang sebagai keputusan sesaat, tetapi sebagai rangkaian keputusan yang saling memengaruhi dari waktu ke waktu.

Secara formal, persoalan RL dapat direpresentasikan sebagai *Markov Decision Process* (MDP), yang terdiri atas *state*, *action*, *reward*, dan transisi menuju *state* berikutnya. Pada EMS mikrogrid, *state* dapat memuat informasi mengenai kebutuhan beban, keluaran PV, *state of charge* (SOC) BESS, waktu operasi, serta kondisi generator diesel. *Action* merepresentasikan keputusan dispatch yang dapat dipilih oleh agen, sedangkan *reward* digunakan untuk mengevaluasi kualitas keputusan berdasarkan tujuan dan batasan operasi yang ditetapkan. Penentuan *state*, *action*, dan *reward* merupakan bagian penting dalam implementasi RL karena kualitas representasi ketiga komponen tersebut akan memengaruhi kebijakan yang dipelajari agen (Alabdullah & Abido, 2022; Jayaraj et al., 2024).

Salah satu keterbatasan Q-learning konvensional adalah penggunaan tabel Q untuk menyimpan nilai setiap pasangan *state-action*. Pendekatan tersebut menjadi sulit diterapkan ketika jumlah kombinasi keadaan semakin besar. Pada mikrogrid PV–BESS–Diesel, kondisi sistem dibentuk oleh kombinasi variasi beban, keluaran PV, SOC BESS, status generator, dan kondisi operasi lainnya. Jumlah kombinasi keadaan yang besar menyebabkan penggunaan tabel Q menjadi kurang efisien. *Deep Q-Learning* atau *Deep Q-Network* (DQN) mengatasi keterbatasan tersebut dengan menggunakan jaringan saraf untuk mengaproksimasi fungsi nilai aksi, sehingga nilai suatu tindakan dapat diperkirakan berdasarkan representasi kondisi sistem tanpa harus menyimpan seluruh kombinasi keadaan dalam tabel Q (Alabdullah & Abido, 2022; Mnih et al., 2015).

Pemilihan DQN dalam penelitian ini didasarkan pada kesesuaian antara

karakteristik algoritma dan permasalahan dispatch mikrogrid yang diteliti. Pertama, operasi PV–BESS–Diesel merupakan persoalan pengambilan keputusan sekuensial karena keputusan pada satu periode memengaruhi kondisi energi dan pilihan operasi pada periode berikutnya. Kedua, kondisi sistem direpresentasikan oleh banyak variabel yang berubah terhadap waktu sehingga menghasilkan ruang keadaan yang relatif kompleks. Ketiga, keputusan dispatch pada penelitian ini dirumuskan dalam bentuk ruang aksi diskret, sehingga pendekatan berbasis Q-learning sesuai digunakan untuk menentukan nilai relatif dari setiap alternatif aksi. Keempat, DQN memungkinkan agen mempelajari hubungan antara kondisi sistem dan tindakan berdasarkan interaksi dengan lingkungan tanpa mengharuskan probabilitas transisi setiap kondisi sistem dirumuskan secara eksplisit (Alabdullah & Abido, 2022; Guo et al., 2022).

Dibandingkan dengan *rule-based control*, DQN tidak sepenuhnya bergantung pada aturan operasi yang ditentukan secara tetap oleh perancang. Pendekatan berbasis aturan tetap memiliki kelebihan berupa implementasi yang sederhana, tetapi kemampuan adaptasinya dapat berkurang ketika sistem menghadapi kombinasi kondisi yang berbeda dari aturan yang telah ditetapkan. DQN memberikan pendekatan yang berbeda karena kebijakan dispatch dibangun dari pengalaman interaksi agen dengan lingkungan. Dengan demikian, agen memiliki kesempatan untuk mempelajari pola penggunaan PV, BESS, dan generator diesel yang berbeda sesuai dengan kondisi sistem yang diamati.

Meskipun demikian, penggunaan DQN standar memiliki keterbatasan berupa kecenderungan menghasilkan *overestimation* terhadap nilai Q akibat proses pemilihan dan evaluasi aksi menggunakan estimasi nilai yang sama. Untuk mengurangi permasalahan tersebut, penelitian ini menggunakan pengembangan DQN berupa Double Deep Q-Network (Double DQN). Pada Double DQN, proses pemilihan aksi dan evaluasi nilai target dipisahkan melalui penggunaan *online network* dan *target network*. Pendekatan tersebut dapat mengurangi kecenderungan estimasi nilai Q yang terlalu tinggi dan meningkatkan kestabilan proses pembelajaran dibandingkan penggunaan DQN standar (Van Hasselt et al., 2016).

Penggunaan Double DQN pada penelitian ini dengan demikian tidak mengubah prinsip utama Deep Q-Learning yang digunakan sebagai metode penelitian, tetapi

merupakan penyempurnaan pada mekanisme pembelajarannya. DQN tetap digunakan sebagai kerangka dasar untuk mempelajari kebijakan dispatch, sedangkan Double DQN digunakan pada model akhir untuk meningkatkan kestabilan estimasi nilai tindakan. Posisi tersebut juga menjelaskan penggunaan istilah Deep Q-Learning pada judul penelitian, sementara implementasi algoritma pada tahap akhir menggunakan arsitektur Double DQN.

Berdasarkan kajian sistematis terhadap penelitian terdahulu pada Subbab 2.1, penggunaan DQN untuk manajemen energi mikrogrid bukan merupakan pendekatan yang sepenuhnya baru. Alabdullah dan Abido (2022), misalnya, telah menunjukkan bahwa DQN dapat diterapkan untuk memodelkan persoalan EMS sebagai MDP, sedangkan Jayaraj et al. (2024) memperlihatkan pentingnya representasi *state* dan fungsi *reinforcement* pada mikrogrid terisolasi. Perkembangan terbaru juga menunjukkan bahwa DRL mulai diarahkan pada pengelolaan lebih dari satu tujuan operasi. Oleh karena itu, alasan penggunaan DQN dalam penelitian ini tidak didasarkan pada klaim bahwa metode tersebut belum pernah diterapkan, tetapi pada kesesuaiannya dengan karakteristik persoalan dispatch serta peluang untuk mengembangkannya pada konteks mikrogrid *isolated* PV–BESS–Diesel PLN ULP Leok dengan sasaran ekonomi, pemanfaatan energi terbarukan, dan keandalan yang dipertimbangkan secara bersamaan.

2.2.9 Optimasi Multiobjektif pada EMS Berbasis DQN

Pengoperasian mikrogrid pada dasarnya tidak hanya ditentukan oleh satu sasaran. Keputusan yang paling ekonomis pada suatu kondisi belum tentu memberikan pemanfaatan energi terbarukan yang paling tinggi, sedangkan peningkatan penggunaan energi terbarukan juga tidak selalu menghasilkan kondisi operasi yang paling efisien apabila menimbulkan kelebihan energi, penggunaan BESS yang berlebihan, atau gangguan terhadap keandalan pasokan. Oleh karena itu, pengembangan EMS pada mikrogrid lebih tepat dipandang sebagai persoalan yang melibatkan beberapa sasaran dan batasan yang saling berinteraksi.

Dalam penelitian ini, tiga indikator utama yang digunakan untuk menilai keberhasilan sistem adalah penurunan *Levelized Cost of Energy* (LCOE), pengurangan konsumsi bahan bakar solar, dan peningkatan *renewable penetration*. Pemilihan ketiga

indikator tersebut didasarkan pada karakteristik sistem PLN ULP Leok yang masih bergantung pada generator diesel serta kebutuhan untuk meningkatkan pemanfaatan energi terbarukan tanpa mengabaikan keekonomian sistem. Ketiga indikator tersebut saling berkaitan, tetapi tidak identik. Pengurangan penggunaan diesel dapat menurunkan konsumsi solar dan mendorong peningkatan pemanfaatan energi PV, tetapi keputusan dispatch tetap harus mempertimbangkan kondisi SOC BESS, ketersediaan pembangkitan, serta kecukupan suplai terhadap beban.

Kajian sistematis pada Subbab 2.1 menunjukkan bahwa perkembangan penelitian EMS telah bergerak dari optimasi satu tujuan menuju pendekatan yang mempertimbangkan beberapa tujuan secara bersamaan. Aghajani dan Ghadimi (2018) menunjukkan bahwa persoalan manajemen energi mikrogrid memiliki karakter *trade-off* antartujuan. Wu et al. (2026) kemudian memperlihatkan bahwa pendekatan *deep reinforcement learning* dapat digunakan dalam kerangka manajemen energi multiobjektif. Namun, konteks dan sasaran penelitian tersebut berbeda dengan penelitian ini. Penelitian Wu et al. dilakukan dalam lingkungan pasar energi yang fleksibel, sedangkan penelitian ini berfokus pada mikrogrid *isolated* yang tidak memiliki dukungan jaringan eksternal dan masih bergantung pada generator diesel. Kondisi tersebut menyebabkan aspek kecukupan pasokan dan penggunaan bahan bakar menjadi lebih dominan dalam proses pengambilan keputusan.

Dalam pendekatan *reinforcement learning*, sasaran dan batasan operasi diterjemahkan ke dalam fungsi *reward*. Akan tetapi, tidak seluruh indikator akhir penelitian harus dimasukkan secara langsung ke dalam *reward* pada setiap langkah waktu. LCOE merupakan indikator ekonomi sepanjang umur proyek, sedangkan *renewable penetration* merupakan rasio energi yang dihitung secara agregat berdasarkan keseluruhan periode evaluasi. Oleh karena itu, kedua indikator tersebut tidak digunakan sebagai komponen langsung yang dihitung setiap jam. Pada tingkat operasi, agen diarahkan melalui komponen biaya dan penalti yang secara konseptual memiliki hubungan dengan ketiga indikator utama penelitian.

Secara umum, fungsi *reward* pada penelitian ini dapat direpresentasikan sebagai:

$$r_t = -\frac{C_{fuel,t} + C_{O\&M,t} + P_t}{reward_{scale}} \quad (2.4)$$

$$P_t = \lambda_1 E_{unmet,t} + \lambda_2 E_{SOC-viol,t} + \lambda_3 E_{excess,t} + \lambda_4 N_{start-stop,t} + \lambda_5 E_{BESS-throughput,t} + \lambda_6 N_{safety,t} \quad (2.5)$$

di mana $C_{fuel,t}$ merupakan biaya bahan bakar pada waktu , $C_{O\&M,t}$ merupakan biaya operasi dan pemeliharaan, sedangkan P_t merupakan total penalti terhadap kondisi operasi yang tidak diinginkan. Komponen $E_{unmet,t}$ merepresentasikan energi yang tidak dapat dilayani, $E_{SOC-viol,t}$ menyatakan pelanggaran batas SOC BESS, $E_{excess,t}$ menunjukkan energi berlebih yang tidak dapat dimanfaatkan, $N_{start-stop,t}$ menyatakan perubahan status generator, $E_{BESS-throughput,t}$ merepresentasikan penggunaan BESS, dan $N_{safety,t}$ mencatat aktivasi mekanisme *safety dispatch*. Nilai bobot masing-masing komponen dijelaskan lebih lanjut pada Bab III.

Formulasi tersebut menunjukkan bahwa konsep multiobjektif dalam penelitian tidak diterapkan dengan memasukkan LCOE dan *renewable penetration* secara langsung pada setiap langkah pembelajaran. Sebaliknya, agen diarahkan untuk menghasilkan perilaku operasi yang mendukung pencapaian ketiga sasaran utama. Pengurangan biaya bahan bakar dan biaya operasi mendukung penurunan LCOE, pengurangan ketergantungan terhadap generator diesel berhubungan dengan penurunan konsumsi solar, sedangkan pengurangan *excess electricity* dan pengelolaan BESS yang lebih baik memberikan peluang untuk meningkatkan energi PV yang benar-benar dimanfaatkan oleh sistem.

LCOE, konsumsi bahan bakar solar, dan *renewable penetration* selanjutnya dihitung pada tahap evaluasi berdasarkan hasil dispatch selama satu tahun. Pemisahan antara sinyal pembelajaran per jam dan indikator evaluasi tahunan diperlukan karena ketiga indikator memiliki skala waktu dan karakteristik perhitungan yang berbeda. LCOE, misalnya, dipengaruhi oleh struktur biaya sepanjang umur proyek dan total energi yang berhasil dilayani, sehingga tidak tepat jika diperlakukan sebagai biaya sesaat pada setiap jam operasi. Demikian pula, *renewable penetration* lebih tepat

dihitung dari proporsi energi terbarukan yang digunakan selama periode evaluasi.

Selain sasaran utama tersebut, penelitian ini menempatkan keandalan sebagai batasan penting dalam proses optimasi. Penghematan biaya atau peningkatan pemanfaatan energi terbarukan tidak dapat dianggap sebagai perbaikan apabila diperoleh dengan meningkatkan *unmet load* atau melanggar batas operasi BESS. Oleh sebab itu, *unmet load*, pelanggaran SOC, *start-stop* generator, *throughput* BESS, dan penggunaan *safety dispatch* diperlakukan sebagai penalti atau indikator kelayakan operasi. Pendekatan ini sejalan dengan kebutuhan sistem *isolated* yang harus menjaga keseimbangan antara efisiensi ekonomi dan kontinuitas pelayanan.

Dengan demikian, konsep multiobjektif pada penelitian ini tidak hanya berarti menggabungkan beberapa indikator ke dalam satu fungsi matematis, tetapi mengarahkan agen DQN agar membentuk kebijakan dispatch yang memberikan kompromi yang layak antara biaya, penggunaan bahan bakar, pemanfaatan energi terbarukan, dan keandalan. Kerangka tersebut sekaligus menjadi penghubung antara gap penelitian yang diperoleh melalui SLR dan desain fungsi reward yang dikembangkan pada Bab III.

2.2.10 Hubungan Konseptual LCOE, Konsumsi Bahan Bakar Solar, dan Renewable Penetration

Secara konseptual, terdapat hubungan sebab-akibat yang kuat antara tiga variabel utama penelitian ini. Konsumsi solar yang lebih tinggi umumnya meningkatkan biaya bahan bakar, yang pada gilirannya menaikkan LCOE. Di sisi lain, penetrasi energi terbarukan yang lebih tinggi biasanya menurunkan kebutuhan energi dari diesel, sehingga berpotensi menekan LCOE. Namun hubungan ini bersifat kondisional, karena peningkatan penetrasi energi terbarukan juga memerlukan kapasitas penyimpanan yang memadai, efisiensi operasi yang baik, dan strategi *dispatch* yang tepat. Jika energi PV banyak terbuang atau baterai dioperasikan secara tidak efisien, peningkatan kapasitas dan potensi energi terbarukan tidak serta-merta menghasilkan penurunan biaya rata-rata energi (Emblemsvåg, 2025; Samatar et al., 2024; Weinand et al., 2023)

Dari sudut pandang sistem, baterai memainkan peran sebagai mediator dalam hubungan antarvariabel tersebut. Ketika produksi PV tinggi, baterai dapat menyimpan energi agar penetrasi energi terbarukan meningkat secara efektif, bukan hanya sebagai

kapasitas teoritis. Saat kondisi malam atau ketika radiasi matahari rendah, energi tersimpan tersebut dapat digunakan untuk menahan kenaikan operasi diesel. Artinya, baterai bukan menjadi tujuan penelitian, melainkan pengungkit penting untuk mencapai tiga sasaran utama. Inilah sebabnya dalam tesis ini SOC diposisikan sebagai variabel keadaan dan kendala operasi, sedangkan fokus multiobjektif tetap dipusatkan pada LCOE, konsumsi solar, dan penetrasi energi terbarukan (Alabdullah & Abido, 2022; Hossain Lipu et al., 2025).