

# Pengembangan Manajemen Energi Berbasis Deep Q-Learning Multi-Objektif untuk Penurunan LCOE pada Sistem Mikrogrid Hibrida PV-BESS-Diesel PLN ULP Leok

<sup>1</sup>Ribel Dian Suhaemy Nainggolan, <sup>2</sup>Marwan Rosyadi, <sup>3</sup>Atam Rifa'i Sujiwanto

<sup>1,2</sup>Institut Teknologi Perusahaan Listrik Negara, Jakarta, Indonesia

<sup>3</sup>PT. Perusahaan Listrik Negara (Persero), Jakarta, Indonesia

\*Corresponding Author e-mail: [ribel2410712@itpln.ac.id](mailto:ribel2410712@itpln.ac.id)

Received: June 2026; Revised: July 2026; Published: August 2026

## Abstrak

Penelitian ini mengembangkan Energy Management System (EMS) berbasis Deep Q-Network (DQN) multi-objektif untuk mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel pada sistem kelistrikan terisolasi PLN ULP Leok, Kabupaten Buol, Sulawesi Tengah, dengan tujuan menurunkan Levelized Cost of Energy (LCOE) tanpa mengorbankan keandalan pasokan listrik. Penelitian dilakukan melalui tiga skenario simulasi yang saling dibandingkan, yaitu skenario eksisting yang seluruhnya mengandalkan PLTD, skenario hasil optimasi tekno-ekonomi mikrogrid PV-BESS-Diesel menggunakan HOMER Pro, dan skenario dispatch energi per jam menggunakan agen Double DQN. Persoalan dispatch dirumuskan sebagai Markov Decision Process dengan ruang state berdimensi 23 variabel, 13 aksi dispatch diskret, serta fungsi reward multi-objektif yang memperhitungkan biaya operasi, konsumsi solar, unmet load, pelanggaran batas SOC baterai, dan energi terbuang secara bersamaan. Mekanisme safety dispatch ditambahkan sebagai batasan operasional agar keandalan suplai tetap terjamin terlepas dari kebijakan yang dipelajari agen. Hasil simulasi selama 8.760 jam operasi menunjukkan bahwa EMS berbasis DQN mampu menurunkan LCOE menjadi Rp2.797/kWh, atau sekitar 19,16% lebih rendah dibandingkan baseline (Rp3.460/kWh) dan 3,12% lebih rendah dibandingkan hasil optimasi HOMER Pro (Rp2.887/kWh). Selain itu, strategi DQN juga berhasil menekan konsumsi bahan bakar solar dan emisi CO<sub>2</sub>, menurunkan unmet load secara signifikan, serta meningkatkan renewable penetration menjadi 28,3%. Temuan ini mengindikasikan bahwa strategi dispatch berbasis pembelajaran dapat menjadi pelengkap yang relevan bagi perangkat optimasi tekno-ekonomi seperti HOMER Pro dalam pengoperasian mikrogrid isolated, sekaligus memberikan kontribusi praktis bagi peningkatan efisiensi biaya dan keandalan sistem kelistrikan berbasis diesel seperti ULP Leok.

**Kata kunci:** Deep Q-Network; Energy Management System; Mikrogrid Hibrida; LCOE; Reinforcement Learning Multi-objektif

## *Development of Multi-Objective Deep Q-Learning-Based Energy Management for LCOE Reduction in a PV-BESS-Diesel Hybrid Microgrid System at PLN ULP Leok*

### Abstract

This study develops a multi-objective Deep Q-Network (DQN) based Energy Management System (EMS) for a hybrid PV-BESS-Diesel microgrid serving the isolated network of PLN ULP Leok, Buol Regency, Central Sulawesi, with the aim of reducing the Levelized Cost of Energy (LCOE) without compromising supply reliability. The research compares three scenarios: an existing diesel-only baseline, a techno-economic sizing of the PV-BESS-Diesel configuration using HOMER Pro, and an hourly dispatch strategy generated by a Double DQN agent. The dispatch problem is formulated as a Markov Decision Process with a 23-dimensional state space, 13 discrete dispatch actions, and a multi-objective reward function that simultaneously penalizes operating cost, fuel consumption, unmet load, state-of-charge violations, and excess curtailment. A safety dispatch mechanism is embedded as an operational constraint so that supply reliability is guaranteed regardless of the policy learned by the agent. Simulation results over 8,760 operating hours show that the DQN-based EMS reduces LCOE to Rp2,797/kWh, around 19.16% lower than the baseline (Rp3,460/kWh) and 3.12% lower than the HOMER Pro optimization (Rp2,887/kWh), while also lowering diesel consumption and CO<sub>2</sub> emissions, increasing renewable penetration to 28.3%, and substantially reducing unmet load. These findings indicate that learning-based dispatch can meaningfully complement techno-economic sizing tools in isolated microgrid operation, offering both improved economic performance and reliable supply for diesel-dependent systems such as PLN ULP Leok.

**Keywords:** Deep Q-Network; Energy Management System; Hybrid Microgrid; LCOE; Multi-objective Reinforcement Learning

**How to Cite:** Nainggolan, R. D. S. ., Rosyadi, M. ., & Sujiwanto, A. R. . (2026). Pengembangan Manajemen Energi Berbasis Deep Q-Learning Multi-Objektif untuk Penurunan LCOE pada Sistem Mikrogrid Hibrida PV-BESS-Diesel PLN ULP Leok. *Journal of Authentic Research*, 5(3), 4018-4037. <https://doi.org/10.36312/bzy74z03>



<https://doi.org/10.36312/bzy74z03>

Copyright© 2026, Nainggolan et al.

This is an open-access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) License.



## PENDAHULUAN

Ketenagalistrikan di banyak wilayah terpencil Indonesia hingga kini masih mengandalkan sistem yang berdiri sendiri tanpa interkoneksi dengan jaringan utama. Tanpa sambungan ke grid nasional, keandalan pasokan listrik pada sistem semacam ini sepenuhnya bergantung pada pembangkit lokal yang tersedia di lapangan, termasuk pada sistem kelistrikan PLN ULP Leok yang hingga saat ini masih mengandalkan Pembangkit Listrik Tenaga Diesel (PLTD) sebagai sumber utama pemenuhan beban. Bergantung pada PLTD secara terus-menerus bukan tanpa konsekuensi: biaya operasi membengkak, pasokan solar harus selalu tersedia, harga bahan bakar rawan berfluktuasi, dan emisi karbon yang dihasilkan jauh lebih besar dibandingkan sumber energi terbarukan. Persoalan ini menjadi semakin relevan mengingat arah kebijakan ketenagalistrikan nasional yang terus mendorong peningkatan porsi energi baru terbarukan, sebagaimana tercermin dalam RUPTL PLN 2025–2034 yang menargetkan bauran energi terbarukan hingga 32% pada tahun 2034 (PLN, 2025).

Ketergantungan terhadap diesel ini sebenarnya dapat dikurangi melalui pengembangan mikrogrid hibrida yang memadukan photovoltaic (PV), battery energy storage system (BESS), dan generator diesel dalam satu sistem terintegrasi. PV berperan memanfaatkan energi surya yang tersedia di lokasi, sementara BESS menjadi penyangga yang menyimpan kelebihan energi sekaligus memberi fleksibilitas pada operasi sistem secara keseluruhan (Damiri & Lamanian, 2023). Diesel tidak ditinggalkan sepenuhnya, melainkan dipertahankan sebagai cadangan agar pasokan tetap berlanjut pada saat produksi PV minim atau baterai sudah berada di batas bawah kapasitasnya. Gambaran serupa terlihat dari studi (Khamharnphol et al., 2023) pada mikrogrid hibrida solar/wind/diesel berbasis battery energy storage, yang mendapati bahwa porsi energi terbarukan yang lebih besar dapat menekan biaya energi selama konfigurasi dan strategi operasinya dirancang dengan tepat. Temuan tersebut memberi indikasi kuat bahwa pendekatan PV-BESS-Diesel cukup layak diterapkan pada sistem isolated seperti ULP Leok.

Namun keberhasilan sistem hibrida pada praktiknya tidak cukup hanya ditentukan oleh pemilihan teknologi dan besar kapasitas komponen yang dipasang. Keluaran PV yang sifatnya intermiten membuat operasi mikrogrid menjadi rumit, karena produksi energi surya pada banyak kondisi tidak selaras dengan pola kebutuhan beban di lapangan (Aziz et al., 2019). Ketika produksi PV sedang tinggi, sistem dihadapkan pada pilihan apakah energi disalurkan langsung ke beban, disimpan dulu ke baterai, atau justru harus di-curtail; begitu pula sebaliknya, saat produksi PV rendah, perlu diputuskan apakah baterai yang dikosongkan atau diesel yang dinyalakan. Di titik inilah Energy Management System (EMS) menjadi krusial, sebab EMS yang bertugas mengatur dispatch energi agar suplai dan beban tetap seimbang sekaligus sasaran ekonomi dan operasional sistem tercapai. Hal ini sejalan dengan pandangan (Meng et al., 2016) yang menempatkan EMS beserta supervisory controller sebagai elemen utama dalam mengoordinasikan pembangkit tersebar, penyimpanan energi, dan beban pada mikrogrid, serta (Zia et al., 2018) yang menggarisbawahi bahwa EMS mikrogrid mesti mampu menghadapi ketidakpastian beban, variabilitas energi terbarukan, dan keterbatasan teknis komponen sistem secara bersamaan.

Dari sisi metode, rule-based control sebagai pendekatan EMS konvensional memang relatif sederhana diimplementasikan, hanya saja kurang lincah ketika sistem dihadapkan pada perubahan radiasi surya, fluktuasi beban, atau keterbatasan state of charge (SOC) baterai yang terjadi mendadak. Sementara itu, model predictive control (MPC) menawarkan kemampuan memprediksi kondisi ke depan dalam horizon waktu tertentu, meski penerapannya menuntut model sistem dan akurasi prediksi yang tidak mudah dipenuhi. Economic predictive control mampu mendorong performa ekonomi pada isolated microgrid melalui strategi operasi berbasis prediksi, kendati pendekatan tersebut tetap kesulitan ketika sistem dituntut merespons ketidakpastian secara real-time (Manzano et al., 2022).

Kemajuan kecerdasan buatan, khususnya deep reinforcement learning, membuka jalan baru bagi EMS mikrogrid agar bisa lebih adaptif dibandingkan pendekatan sebelumnya. Melalui deep reinforcement learning, agen belajar langsung dari interaksinya dengan lingkungan sistem dan memperbaiki kebijakan operasinya berdasarkan reward yang diperoleh sepanjang proses pembelajaran. Pada mikrogrid, agen ini dapat diposisikan sebagai pengambil keputusan dispatch, sementara lingkungan pembelajarannya terdiri atas PV, BESS, diesel, beban, dan berbagai batasan operasional sistem (Arifin & Fitri, 2023). Deep Q-Network (DQN) bisa diterapkan untuk manajemen energi mikrogrid lewat formulasi Markov Decision Process yang mencakup state, action, reward, dan objective function (Alabdullah & Abido, 2022), sementara (Guo et al., 2022) menunjukkan bahwa deep reinforcement learning juga mampu menangani ketidakpastian pada manajemen energi mikrogrid secara real-time. (Chen et al., 2024) menambahkan bahwa pendekatan ini semakin relevan untuk persoalan dispatch energi pada mikrogrid yang dinamis dan kompleks.

Meski begitu, optimasi operasi mikrogrid tidak bisa hanya berpatokan pada satu indikator kinerja saja. Pada sistem PV-BESS-Diesel di ULP Leok, keberhasilan strategi EMS perlu dilihat dari beberapa sasaran yang saling terkait satu sama lain, yakni penurunan Levelized Cost of Energy (LCOE), pengurangan konsumsi solar, dan peningkatan renewable penetration. LCOE sendiri menjadi indikator yang penting karena merepresentasikan biaya rata-rata energi listrik sepanjang umur proyek, mulai dari investasi, operasi, pemeliharaan, bahan bakar, hingga penggantian komponen. Sebagaimana dijelaskan (Kabeyi & Olanrewaju, 2023), LCOE merupakan indikator yang lazim dipakai dalam perencanaan pembangkitan karena memungkinkan perbandingan kelayakan ekonomi antarteknologi energi. Hanya saja, pada mikrogrid isolated, nilai LCOE tidak bisa dilepaskan dari strategi operasi harian, mengingat konsumsi bahan bakar diesel, pemanfaatan energi PV, dan penggunaan baterai sangat menentukan besarnya biaya energi yang dihasilkan (Alvianingsih & Simanjuntak, 2021).

Pendekatan multi-objektif menjadi relevan justru karena penurunan biaya, penghematan solar, dan peningkatan penetrasi energi terbarukan tidak selalu sejalan satu arah, bahkan kadang saling tarik-menarik. Aghajani dan Ghadimi (2018) menegaskan hal ini, bahwa operasi mikrogrid semestinya diformulasikan sebagai persoalan multi-objektif mengingat adanya konflik antara biaya, emisi, dan tujuan operasional lainnya (Aghajani & Ghadimi, 2018). Penelitian ini sendiri memfokuskan multi-objektif pada tiga sasaran utama, yakni meminimalkan LCOE, meminimalkan konsumsi solar dari PLTD, dan memaksimalkan renewable penetration, sementara SOC baterai diposisikan bukan sebagai tujuan melainkan batasan operasional supaya

baterai senantiasa bekerja pada rentang yang aman. (Jayaraj et al., 2024) menekankan bahwa desain state, state space, dan reinforcement function sangat menentukan keberhasilan reinforcement learning pada islanded microgrid, sedangkan (Wu et al., 2026) menunjukkan bahwa deep reinforcement learning berbasis multi-objective energy management system dapat dipakai untuk mengelola beberapa sasaran optimasi secara bersamaan.

Dari rangkaian uraian tersebut, penelitian ini diarahkan pada pengembangan manajemen energi berbasis Deep Q-Learning multi-objektif untuk sistem mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel di PLN ULP Leok. Posisi penelitian ini cukup penting karena memadukan tiga hal sekaligus: konteks sistem isolated berbasis diesel, integrasi energi terbarukan melalui PV dan BESS, serta pengembangan EMS berbasis DQN yang menyasar penurunan LCOE, pengurangan konsumsi solar, dan peningkatan renewable penetration secara bersamaan. Kebaruannya terletak pada penerapan kerangka multi-objektif berbasis DQN yang secara spesifik diarahkan pada persoalan operasional mikrogrid isolated milik PLN, bukan sekadar optimasi biaya atau dispatch energi secara umum seperti pada kebanyakan studi sebelumnya. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya memberi kontribusi akademik bagi pengembangan EMS berbasis kecerdasan buatan, tetapi juga memberi manfaat praktis bagi pengoperasian sistem kelistrikan isolated yang lebih ekonomis, hemat bahan bakar, dan selaras dengan arah transisi energi berkelanjutan.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini ditempuh melalui pendekatan kuantitatif terapan yang bertumpu pada pemodelan, simulasi, dan optimasi cerdas untuk mengembangkan Energy Management System (EMS) pada mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel di PLN ULP Leok. Pendekatan ini dipilih bukan tanpa alasan, sebab tujuan penelitian tidak berhenti pada penyusunan model komputasional saja, melainkan juga merumuskan strategi dispatch energi yang benar-benar dapat memperbaiki kinerja ekonomi dan operasional sistem isolated. Pada mikrogrid, EMS berperan sebagai pengendali supervisi yang mengoordinasikan pembangkit, penyimpanan energi, dan beban agar sistem tetap andal sekaligus efisien, sejalan dengan apa yang disampaikan Meng et al. (2016) bahwa supervisory controller dan EMS merupakan elemen kunci dalam pengelolaan mikrogrid, maupun Zia et al. (2018) yang menegaskan EMS sebagai kebutuhan mutlak untuk menghadapi ketidakpastian beban dan intermitensi sumber energi terbarukan.

Penelitian dilakukan pada sistem kelistrikan PLN Unit Layanan Pelanggan (ULP) Leok yang berada di Leok 1, Kabupaten Buol, Provinsi Sulawesi Tengah. ULP Leok dipilih karena sistem kelistrikannya masih beroperasi secara terisolasi dengan tegangan distribusi 20 kV dan mengandalkan PLTD sebagai sumber energi utama. Kondisi ini merepresentasikan permasalahan sistem isolated berbasis diesel, yaitu tingginya biaya pembangkitan, ketergantungan terhadap bahan bakar solar, serta kebutuhan peningkatan kontribusi energi terbarukan. Penelitian direncanakan berlangsung selama enam bulan, mulai Januari 2026 sampai Juni 2026, meliputi tahap identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, pemodelan sistem, pengembangan algoritma DQN, simulasi, evaluasi, dan penyusunan artikel.

## Desain Penelitian

Riset ini disusun dengan desain comparative simulation study yang mencakup tiga skenario utama. Skenario pertama merepresentasikan kondisi eksisting PLTD, di mana sistem beroperasi sebagaimana kondisi awal tanpa integrasi PV maupun BESS. Skenario kedua adalah mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel yang dikendalikan secara konvensional melalui rule-based control, misalnya dengan memberi prioritas pemanfaatan energi PV, disusul BESS, dan diesel sebagai pilihan terakhir. Skenario ketiga merupakan mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel yang sama, namun kali ini dikendalikan oleh EMS berbasis Deep Q-Learning multi-objektif. Ketiga skenario tersebut dibandingkan untuk melihat sejauh mana nilai tambah yang diberikan metode DQN dibandingkan kondisi baseline maupun strategi konvensional. Pendekatan komparatif semacam ini sejalan dengan pandangan (Sharma et al., 2022) yang menyoroti pentingnya mengevaluasi strategi EMS berdasarkan karakteristik sistem, jenis sumber energi, dan tujuan optimasi yang hendak dicapai, sekaligus didukung oleh temuan Alabdullah dan Abido (2022) yang menunjukkan bahwa DQN dapat diterapkan untuk manajemen energi mikrogrid melalui formulasi state, action, reward, dan objective function. Gambaran lengkap ketiga skenario tersebut disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Skenario Simulasi Penelitian

| Skenario   | Konfigurasi Sistem | Strategi Operasi                | Tujuan Evaluasi                                                     | Skenario   | Konfigurasi Sistem |
|------------|--------------------|---------------------------------|---------------------------------------------------------------------|------------|--------------------|
| Skenario 1 | Existing PLTD      | Operasi diesel eksisting        | Menentukan baseline LCOE, konsumsi solar, dan renewable penetration | Skenario 1 | Existing PLTD      |
| Skenario 2 | PV-BESS-Diesel     | Kendali konvensional/rule-based | Menilai dampak integrasi PV dan BESS terhadap performa sistem       | Skenario 2 | PV-BESS-Diesel     |

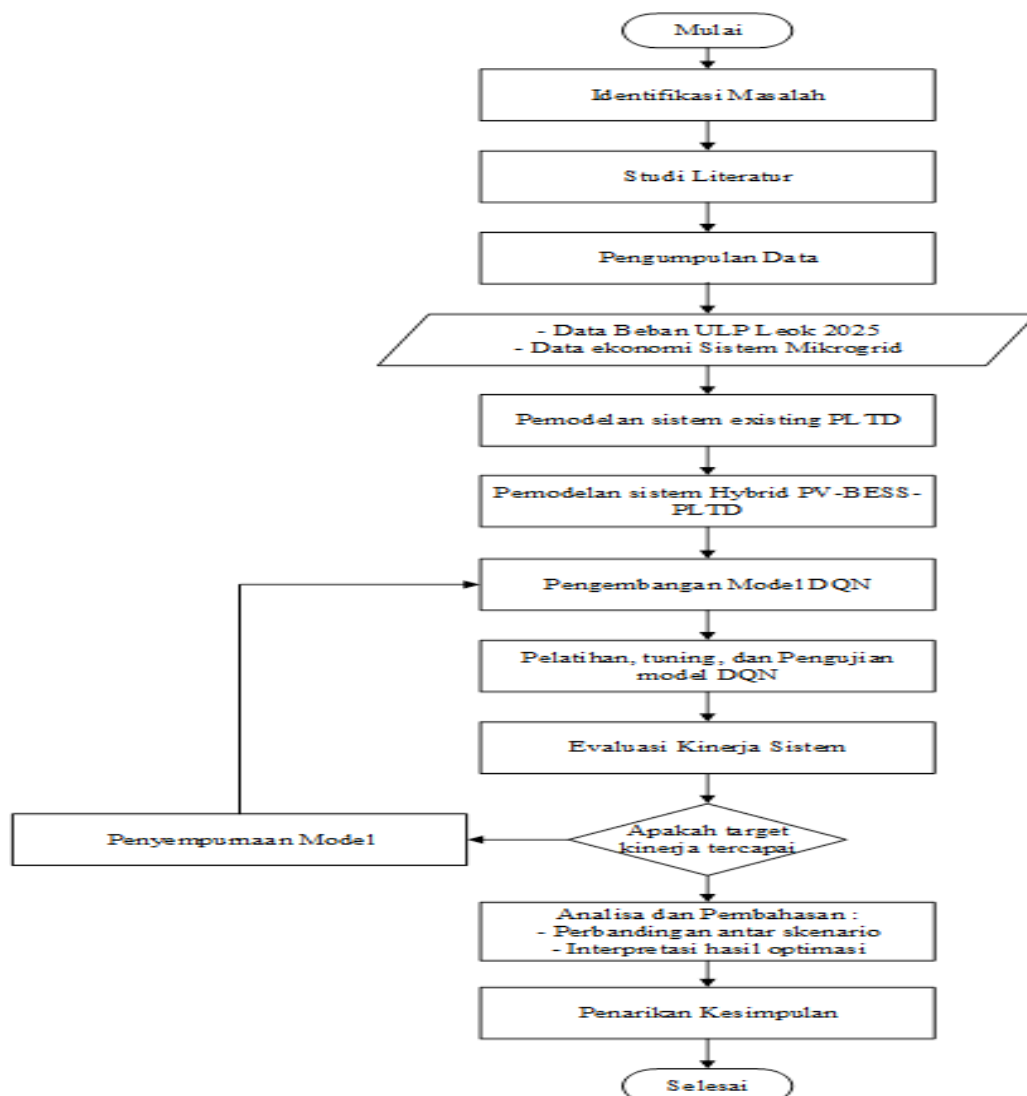
## Metode Pengumpulan dan Pra-Pemrosesan Data

Data yang dipakai dalam penelitian ini terbagi menjadi empat kelompok besar. Kelompok pertama berupa data beban sistem ULP Leok tahun 2025 dengan resolusi per jam. Kelompok kedua adalah data sumber daya surya, mencakup iradiasi matahari, temperatur lingkungan, hingga profil potensi keluaran PV. Kelompok ketiga merupakan data teknis komponen, yang meliputi kapasitas PV, kapasitas BESS, efisiensi charge-discharge, batas minimum-maksimum state of charge (SOC), kapasitas genset, minimum loading genset, serta parameter konsumsi bahan bakar. Kelompok keempat adalah data ekonomi, terdiri atas biaya investasi, biaya operasi dan pemeliharaan, biaya bahan bakar, biaya penggantian komponen, serta discount rate yang dipakai untuk menghitung LCOE. Struktur data semacam ini lazim dijumpai pada kajian techno-economic microgrid lainnya, karena dengan begitu performa energi dapat dikaitkan langsung dengan biaya sistem secara keseluruhan (Samatar et al., 2024; Weinand et al., 2023).

Sebelum digunakan, seluruh data tersebut melewati tahap pra-pemrosesan berupa pemeriksaan kelengkapan data, penyelarasan time stamp, penanganan

missing value, normalisasi variabel, hingga pemisahan data untuk keperluan pelatihan dan pengujian. Normalisasi menjadi langkah yang tidak bisa dilewatkan karena variabel-variabel yang dipakai memiliki skala yang jauh berbeda satu sama lain, mulai dari beban, SOC baterai, biaya operasi, sampai konsumsi solar. Pada konteks reinforcement learning, kualitas representasi state ini pada akhirnya sangat menentukan keberhasilan model secara keseluruhan, seperti yang ditegaskan (Jayaraj et al., 2024).

### Diagram Alur Penelitian



**Gambar 1.** Diagram alir penelitian

Diagram alir tersebut menunjukkan bahwa penelitian dimulai dari identifikasi masalah sistem isolated berbasis PLTD, dilanjutkan dengan pengumpulan data teknis dan ekonomi, pemodelan sistem eksisting, pemodelan sistem hibrida, pengembangan DQN, pengujian skenario, dan evaluasi kinerja. Hubungan antara model sistem, state space, action space, dan reward design menjadi inti metodologi karena keberhasilan DQN sangat bergantung pada bagaimana persoalan energi diterjemahkan ke dalam lingkungan pembelajaran (Alabdullah & Abido, 2022; Jayaraj et al., 2024).

## Formulasi Deep Q-Learning Multi-Objektif

Sistem mikrogrid pada penelitian ini dimodelkan sebagai sistem waktu-diskret, di mana pada setiap interval waktu agen DQN mengambil keputusan dispatch berdasarkan kondisi beban, potensi PV, SOC baterai, status diesel pada langkah sebelumnya, serta waktu operasi yang sedang berjalan. Persoalan ini diformulasikan dalam kerangka Markov Decision Process (MDP) yang terdiri atas empat komponen, yaitu state, action, reward, dan state transition. Vektor state dirumuskan sebagai :

$$s_t = \left[ \frac{L_t}{L_{max}}, \frac{P_t^{PV}}{P_{max}^{PV}}, SOC_t, \frac{h_t}{23}, \frac{m_t - 1}{11}, \frac{P_t^{ch,max}}{P_{conv}^{ch,max}}, \frac{P_t^{dis,max}}{P_{conv}^{dis,max}}, u_{g,t-1}, \frac{P_{g,t-1}}{P_g^{rated}} \right] \quad (1)$$

Dengan  $L_t$  adalah beban pada waktu  $t$ ,  $P_t^{PV}$  adalah daya keluaran PV,  $SOC_t$  adalah kondisi pengisian BESS,  $h_t$  adalah indeks jam,  $m_t$  adalah indeks bulan,  $P_t^{ch,max}$  dan  $P_t^{dis,max}$  masing-masing merupakan batas daya charge dan discharge BESS,  $P_{conv}$  adalah kapasitas converter,  $u_{g,t-1}$  adalah status on/off generator pada jam sebelumnya, dan  $P_{g,t-1}$  adalah daya keluaran generator sebelumnya. Ruang aksi dirancang dalam bentuk diskrit agar sesuai dengan karakter DQN sebagai metode *value-based reinforcement learning* (Legrene et al., 2025). Setiap aksi merepresentasikan kombinasi prioritas operasi generator dan mode operasi BESS, yaitu charge, idle, atau discharge. Dengan demikian, aksi agen dapat dinyatakan sebagai:

$$a_t \in A = \{1, 2, 3, \dots, 13\} \quad (2)$$

Setiap  $a_t$  menggambarkan satu kombinasi dispatch yang terdiri atas prioritas pemanfaatan PV, penggunaan atau pengisian BESS, serta penyalan unit generator diesel tertentu. Pemilihan 13 aksi diskrit ini dibuat agar keputusan DQN tetap realistis terhadap batasan operasi mikrogrid dan dapat dibandingkan secara langsung dengan strategi dispatch hasil HOMER Pro. Penggunaan ruang aksi diskrit juga sesuai dengan karakter dasar DQN yang memperkirakan nilai  $Q(s, a)$  untuk setiap alternatif aksi.

Fungsi reward dirancang secara multi-objektif dengan bentuk penalti negatif. Tujuan utamanya adalah menekan biaya operasi dan konsumsi solar, meningkatkan pemanfaatan energi PV, serta menjaga keandalan suplai. Oleh karena itu, reward tidak hanya mempertimbangkan biaya bahan bakar dan biaya operasi generator, tetapi juga penalti apabila terjadi unmet load, pelanggaran batas SOC, curtailment energi PV, start-stop generator berlebihan, throughput BESS, dan penggunaan safety dispatch. Secara umum, fungsi reward dapat ditulis sebagai berikut:

$$r_t = -\frac{1}{\kappa} (C_t^{fuel} + C_t^{OM} + \lambda_U E_t^{unmet} + \lambda_{SOC} E_t^{SOC,viol} + \lambda_C E_t^{curt} + \lambda_{SS} N_t^{\frac{start}{stop}} + \lambda_B E_t^{BESS} + \lambda_{SD} N_t^{safety}) \quad (3)$$

Dengan  $C_t^{fuel}$  adalah biaya bahan bakar,  $C_t^{OM}$  adalah biaya operasi dan pemeliharaan generator,  $E_t^{unmet}$  adalah energi beban yang tidak terlayani,  $E_t^{SOC,viol}$  adalah pelanggaran batas SOC,  $E_t^{curt}$  adalah energi PV yang tidak dimanfaatkan,  $N_t^{start/stop}$  adalah jumlah kejadian start-stop generator,  $E_t^{BESS}$  adalah throughput

baterai,  $N_t^{safety}$  adalah jumlah kejadian safety dispatch,  $\lambda$  adalah bobot penalti setiap komponen, dan  $\kappa$  adalah faktor skala reward. Formulasi ini dibuat agar agen tidak hanya mengejar biaya rendah, tetapi juga tetap menjaga keandalan sistem. Prinsip ini sejalan dengan pendekatan multi-objektif pada EMS mikrogrid, di mana pengurangan biaya, penghematan bahan bakar, dan peningkatan energi terbarukan perlu dipertimbangkan secara simultan.

Perubahan kondisi sistem setelah aksi dilakukan dinyatakan melalui fungsi transisi. Salah satu transisi penting adalah perubahan SOC BESS akibat proses charge atau discharge. Secara sederhana, perubahan SOC dapat dituliskan sebagai:

$$SOC_{t+1} = SOC_t + \frac{\eta_{ch} P_t^{ch} \Delta t}{E_{cap}^{BESS}} - \frac{P_t^{dis} \Delta t}{\eta_{dis} E_{cap}^{BESS}} \quad (4)$$

Dengan  $\eta_{ch}$  dan  $\eta_{dis}$  masing-masing adalah efisiensi charge dan discharge,  $P_t^{ch}$  adalah daya pengisian BESS,  $P_t^{dis}$  adalah daya pelepasan BESS,  $\Delta t$  adalah interval waktu simulasi, dan  $E_{cap}^{BESS}$  adalah kapasitas energi baterai. Nilai SOC selanjutnya dibatasi pada rentang operasi minimum dan maksimum agar baterai tetap bekerja dalam batas aman (Hidayah & Damiri, 2026).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Karakteristik Beban Sistem PLN ULP Leok

Penelitian ini menggunakan data beban rata-rata bulanan per jam PLN ULP Leok sepanjang tahun 2025 sebagai dasar pemodelan sistem mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel. Data beban tersebut berasal dari logsheet operator PLTD yang mencatat beban pembangkit diesel setiap jam. Sistem kelistrikan PLN ULP Leok beroperasi pada sistem isolated 20 kV dan pada kondisi awal sepenuhnya dilayani oleh unit PLTD. Kondisi ini menyebabkan biaya produksi listrik sangat dipengaruhi oleh konsumsi solar, biaya operasi pembangkit diesel, serta pola beban harian.

Berdasarkan data beban yang digunakan, konsumsi energi harian PLN ULP Leok adalah sebesar 132.602,26 kWh/hari, dengan beban puncak sebesar 8.825,85 kW dan beban rata-rata sekitar 5.525,09 kW. Nilai load factor sebesar 0,63 menunjukkan bahwa beban rata-rata sistem berada pada kisaran 63% dari beban puncak. Hal ini mengindikasikan adanya variasi beban yang cukup signifikan antara periode beban rendah dan beban puncak, terutama pada malam hari. Oleh sebab itu, strategi dispatch energi perlu dirancang secara adaptif agar operasi PLTD, PLTS, dan BESS dapat berlangsung efisien.

**Tabel 2.** Profil Beban Bulanan PLN ULP Leok

| Hour | Jan<br>(kW) | Feb<br>(kW) | Mar<br>(kW) | Apr<br>(kW) | Mei<br>(kW) | Jun<br>(kW) | Jul<br>(kW) | Agu<br>(kW) | Sep<br>(kW) | Okt<br>(kW) | Nov<br>(kW) | Des<br>(kW) |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 0    | 5412        | 5613        | 5767        | 5385        | 5015        | 5110        | 5163        | 4757        | 4965        | 5134        | 5094        | 5166        |
| 1    | 5199        | 5311        | 5756        | 5212        | 4811        | 4905        | 4872        | 4534        | 4716        | 4855        | 4956        | 5017        |
| 2    | 5008        | 5111        | 5574        | 5045        | 4685        | 4710        | 4686        | 4388        | 4552        | 4723        | 4787        | 4833        |
| 3    | 4919        | 5009        | 5471        | 4957        | 4666        | 4622        | 4568        | 4283        | 4443        | 4614        | 4657        | 4713        |
| 4    | 4877        | 4956        | 5680        | 4777        | 4621        | 4576        | 4551        | 4233        | 4427        | 4586        | 4694        | 4695        |
| 5    | 5148        | 5195        | 5547        | 5086        | 4844        | 4873        | 4851        | 4530        | 4729        | 4987        | 4919        | 5032        |



|    |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |
|----|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 6  | 5543 | 5659 | 5440 | 5405 | 5271 | 5204 | 5280 | 4995 | 5189 | 5357 | 5397 | 5356 |
| 7  | 5454 | 5585 | 4955 | 5205 | 4988 | 4975 | 4779 | 4662 | 4836 | 4944 | 5078 | 5151 |
| 8  | 5452 | 5417 | 5053 | 5261 | 4840 | 4952 | 4739 | 4533 | 4755 | 4868 | 5089 | 5098 |
| 9  | 5547 | 5573 | 5220 | 5392 | 5080 | 5054 | 5103 | 4693 | 4619 | 5019 | 5351 | 5416 |
| 10 | 5574 | 5600 | 5383 | 5507 | 5193 | 5080 | 5197 | 4745 | 4704 | 5176 | 5428 | 5513 |
| 11 | 5606 | 5562 | 5510 | 5582 | 5295 | 5172 | 5308 | 4880 | 4829 | 5285 | 5545 | 5543 |
| 12 | 5760 | 5707 | 5653 | 5722 | 5435 | 5336 | 5482 | 5055 | 4980 | 5406 | 5724 | 5660 |
| 13 | 5786 | 5766 | 5791 | 5638 | 5500 | 5415 | 5528 | 5122 | 4980 | 5417 | 5722 | 5663 |
| 14 | 5776 | 5711 | 5642 | 5661 | 5408 | 5346 | 5516 | 5078 | 4964 | 5410 | 5609 | 5578 |
| 15 | 5739 | 5662 | 5606 | 5621 | 5402 | 5284 | 5400 | 5025 | 4966 | 5387 | 5564 | 5512 |
| 16 | 5768 | 5796 | 6294 | 5713 | 5241 | 5316 | 5440 | 4903 | 5083 | 5490 | 5680 | 5603 |
| 17 | 5894 | 5942 | 6290 | 5683 | 5493 | 5402 | 5447 | 5058 | 5321 | 5624 | 5709 | 5808 |
| 18 | 6895 | 6753 | 6961 | 6913 | 6532 | 6386 | 6292 | 5978 | 6484 | 7149 | 7183 | 6876 |
| 19 | 7578 | 7491 | 7177 | 7458 | 6977 | 6937 | 6957 | 6589 | 6887 | 7092 | 7134 | 7123 |
| 20 | 7162 | 7213 | 7033 | 6963 | 6636 | 6628 | 6732 | 6257 | 6529 | 6729 | 6825 | 6798 |
| 21 | 6827 | 6891 | 6895 | 6656 | 6339 | 6354 | 6444 | 5981 | 6281 | 6449 | 6441 | 6558 |
| 22 | 6373 | 6508 | 6703 | 6178 | 5932 | 6034 | 6120 | 5645 | 5904 | 6056 | 5812 | 6193 |
| 23 | 5838 | 5973 | 6250 | 5599 | 5331 | 5574 | 5661 | 5149 | 5424 | 5449 | 5551 | 5744 |

Tabel 2 menunjukkan bahwa pola beban ULP Leok cenderung meningkat pada sore hingga malam hari. Kondisi ini penting dalam pengembangan EMS karena produksi PLTS umumnya mencapai puncak pada siang hari, sedangkan beban puncak terjadi pada malam hari. Dengan demikian, BESS berperan penting sebagai media penyimpanan energi surya pada siang hari untuk digunakan kembali pada periode beban tinggi. Pada simulasi HOMER Pro, variasi acak beban ditetapkan sebesar 5% untuk day-to-day variability dan 5% untuk time-step variability. Nilai ini digunakan untuk merepresentasikan ketidakpastian beban harian dan fluktuasi antarinterval waktu secara moderat, sebagaimana digunakan oleh Aziz et al. (2019) pada sistem hybrid PV/diesel/battery.

### Hasil Skenario Baseline PLTD

Skenario baseline menggambarkan kondisi sistem eksisting ULP Leok yang masih sepenuhnya mengandalkan PLTD. Pada kondisi ini, seluruh kebutuhan energi dipenuhi oleh unit-unit diesel sehingga renewable penetration bernilai 0%. Sistem PLTD memiliki keunggulan dari sisi kontinuitas suplai, tetapi memiliki kelemahan utama berupa konsumsi bahan bakar yang tinggi, biaya operasi besar, dan emisi karbon yang signifikan. Unit-unit genset yang digunakan pada sistem eksisting disajikan pada tabel 3.

**Tabel 3.** Unit Genset PLTD PLN ULP Leok

| No | Nama Unit  | Kapasitas (kW) |
|----|------------|----------------|
| 1  | PLN Unit 1 | 500            |
| 2  | PLN Unit 2 | 550            |
| 3  | PLN Unit 3 | 500            |
| 4  | PLN Unit 5 | 500            |
| 5  | PLN Unit 7 | 500            |
| 6  | PLN Unit 8 | 600            |

|   |                 |       |
|---|-----------------|-------|
| 7 | GSS             | 4.600 |
| 8 | Thas Power (TP) | 1.200 |

Berdasarkan hasil simulasi dan perbandingan ekonomi, sistem baseline memiliki Net Present Cost (NPC) sebesar Rp2,275 triliun, OPEX sebesar Rp167 miliar, dan Levelized Cost of Energy (LCOE) sebesar Rp3.460/kWh. Konsumsi bahan bakar solar mencapai 12.533.850 liter/tahun dengan emisi CO<sub>2</sub> sebesar 32.891.000 kg/tahun. Ringkasan hasil baseline disajikan pada tabel 4.

**Tabel 4.** Ringkasan Hasil Skenario Baseline

| Indikator             | Nilai Baseline         |
|-----------------------|------------------------|
| Net Present Cost      | Rp2,275 triliun        |
| CAPEX                 | Rp0                    |
| OPEX                  | Rp167 miliar           |
| LCOE                  | Rp3.460/kWh            |
| Konsumsi solar        | 12.533.850 liter/tahun |
| Emisi CO <sub>2</sub> | 32.891.000 kg/tahun    |
| Renewable penetration | 0%                     |

Hasil ini menunjukkan bahwa tantangan utama sistem eksisting terletak pada tingginya biaya energi dan ketergantungan penuh terhadap bahan bakar diesel. Pada sistem isolated, biaya energi sangat sensitif terhadap harga dan distribusi bahan bakar. Oleh karena itu, integrasi PLTS dan BESS menjadi alternatif yang relevan untuk menurunkan konsumsi solar dan meningkatkan kontribusi energi terbarukan.

### Hasil Optimasi Mikrogrid PV-BESS-Diesel Menggunakan HOMER Pro

Skenario kedua dilakukan dengan membentuk sistem mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel menggunakan HOMER Pro. HOMER Pro digunakan karena mampu melakukan optimasi tekno-ekonomi sistem energi hibrida dan mengevaluasi konfigurasi sistem berdasarkan biaya, produksi energi, konsumsi bahan bakar, serta kontribusi energi terbarukan (HOMER Energy, n.d.). Pada skenario ini, sistem PLTD dikombinasikan dengan PLTS berkapasitas 9.000 kW, BESS berkapasitas nominal 6.100 kWh, dan converter sebesar 5.682 kW. Parameter ekonomi yang digunakan meliputi discount rate 6,52%, inflation rate 2,42%, dan project lifetime 20 tahun.

**Tabel 5.** Parameter Teknis dan Ekonomis Sistem Mikrogrid ULP Leok

| Komponen   | Nilai     | Capital (Rp) | Replacement  | O&M               |
|------------|-----------|--------------|--------------|-------------------|
| PV         | 9.000 kW  | 11,841 jt/kW | 11,841 jt/kW | 123.000 /kw/tahun |
| BESS       | 61 string | 402,8 jt/s   | 402,8 jt/s   | 27,4 jt/s/tahun   |
| Konverter  | 5.682 kW  | 3,761 jt/kW  | 3,761 jt/kW  | 0                 |
| PLN Unit 1 | 500 kW    | 0            | 0            | 149.000 / op.hr   |
| PLN Unit 2 | 550 kW    | 0            | 0            | 149.000 / op.hr   |
| PLN Unit 3 | 500 kW    | 0            | 0            | 149.000 / op.hr   |
| PLN Unit 5 | 500 kW    | 0            | 0            | 149.000 / op.hr   |
| PLN Unit 7 | 500 kW    | 0            | 0            | 149.000 / op.hr   |
| PLN Unit 8 | 600 kW    | 0            | 0            | 178.800 / op.hr   |

|     |          |   |   |                 |
|-----|----------|---|---|-----------------|
| GSS | 3.200 kW | 0 | 0 | 953.600 / op.hr |
| TP  | 800 kW   | 0 | 0 | 238.400 / op.hr |

Hasil simulasi menunjukkan bahwa total produksi energi sistem hibrida mencapai 50.125.243 kWh/tahun, sedangkan konsumsi beban AC primer sebesar 48.398.325 kWh/tahun. Produksi energi dari PLTS mencapai 13.180.061 kWh/tahun atau 26,3% dari total produksi energi. Nilai excess electricity sebesar 1.083.017 kWh/tahun, unmet electrical load sebesar 1.500 kWh/tahun, dan capacity shortage sebesar 12.135 kWh/tahun.

**Tabel 6.** Ringkasan Produksi dan Konsumsi Energi HOMER Pro

| Komponen                    | Produksi/Konsumsi<br>(kWh/tahun) | Persentase                |
|-----------------------------|----------------------------------|---------------------------|
| Produksi PLTS               | 13.180.061                       | 26,3% dari total produksi |
| Produksi seluruh pembangkit | 50.125.243                       | 100%                      |
| Konsumsi beban AC primer    | 48.398.325                       | 100%                      |
| Excess electricity          | 1.083.017                        | ±2,16% dari produksi      |
| Unmet electrical load       | 1.500                            | ±0,003% dari beban        |
| Capacity shortage           | 12.135                           | ±0,025% dari beban        |

Dari sisi ekonomi, optimasi HOMER Pro menghasilkan NPC sebesar Rp1,898 triliun dan LCOE sebesar Rp2.887/kWh. Dibandingkan baseline, LCOE turun sebesar Rp573/kWh atau sekitar 16,56%. Konsumsi solar turun dari 12.533.850 liter/tahun menjadi 9.505.978 liter/tahun, sehingga terdapat penghematan 3.027.872 liter/tahun atau sekitar 24,16%. Renewable penetration meningkat dari 0% menjadi 27,2%. Hasil ini menunjukkan bahwa integrasi PLTS dan BESS dapat memberikan pengaruh signifikan terhadap penurunan biaya energi dan konsumsi bahan bakar.

### Hasil Pengembangan EMS Berbasis Deep Q-Learning

Pengembangan Energy Management System (EMS) berbasis Deep Q-Learning pada penelitian ini dilakukan untuk memperbaiki strategi operasi per jam pada konfigurasi mikrogrid yang sama, bukan untuk mengubah ukuran PLTS, BESS, converter, maupun PLTD. Dengan demikian, DQN berperan sebagai pengambil keputusan dispatch yang menentukan pemanfaatan PLTS, charge-discharge BESS, serta prioritas penyalan unit diesel berdasarkan kondisi beban, produksi PLTS, SOC baterai, dan status operasi generator.

Permasalahan dispatch energi pada mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel dirumuskan sebagai Markov Decision Process (MDP) yang terdiri atas empat komponen utama, yaitu state space, action space, fungsi reward, dan transisi state. State space pada penelitian ini disusun dari tujuh variabel kontinu yang merepresentasikan kondisi sistem secara umum, ditambah enam belas variabel yang merepresentasikan status dan daya keluaran dari delapan unit generator pada jam sebelumnya. Variabel kontinu tersebut meliputi beban ternormalisasi, output PLTS ternormalisasi, state of charge BESS, indikator jam dalam sehari, indikator bulan dalam setahun, kapasitas charge maksimum BESS yang dinormalisasi terhadap kapasitas converter, dan kapasitas discharge maksimum BESS yang dinormalisasi dengan cara yang sama. Sementara itu, enam belas variabel sisanya terdiri atas status

menyala atau tidak dan daya keluaran ternormalisasi dari masing-masing delapan unit generator pada jam  $t-1$ , yang memberikan agen informasi mengenai kondisi operasi sebelumnya sehingga keputusan start/stop unit dapat memperhitungkan biaya transisi. Dengan demikian, total dimensi state space pada penelitian ini berjumlah 23 variabel

Action space dirancang dalam bentuk diskrit yang terdiri atas 13 aksi kombinatorial, mencakup kombinasi prioritas unit generator serta mode operasi BESS, yaitu idle, charge, atau discharge seperti pada tabel 7. Pendekatan action space diskrit dipilih agar kompleksitas pencarian kebijakan tetap terkendali, sekaligus memastikan setiap aksi yang dipilih agen merepresentasikan kombinasi dispatch yang realistis dan dapat dieksekusi pada sistem riil.

**Tabel 7.** Action Space DQN-EMS

| No | Nama Aksi                                   | Unit Generator                | Mode BESS |
|----|---------------------------------------------|-------------------------------|-----------|
| 1  | PV only + BESS idle                         | -                             | Idle      |
| 2  | PV + BESS discharge                         | -                             | Discharge |
| 3  | PV + small efficient units                  | PLN 5, 1, 2, 7, 8, 3          | Idle      |
| 4  | PV + small efficient units + BESS discharge | PLN 5, 1, 2, 7, 8, 3          | Discharge |
| 5  | PV + GSS                                    | GSS                           | Idle      |
| 6  | PV + GSS + BESS discharge                   | GSS                           | Discharge |
| 7  | PV + GSS + BESS charge                      | GSS                           | Charge    |
| 8  | PV + GSS + TP                               | GSS, TP                       | Idle      |
| 9  | PV + GSS + TP + BESS charge                 | GSS, TP                       | Charge    |
| 10 | PV + GSS + efficient small                  | GSS, PLN 5, 1, 2, 7, 8, 3     | Idle      |
| 11 | PV + GSS + efficient small + BESS discharge | GSS, PLN 5, 1, 2, 7, 8, 3     | Discharge |
| 12 | All generators priority + BESS charge       | GSS, TP, PLN 5, 1, 2, 7, 8, 3 | Charge    |
| 13 | Emergency all available + BESS discharge    | GSS, TP, PLN 5, 1, 2, 7, 8, 3 | Discharge |

Reward function dirumuskan dalam bentuk fungsi penalti negatif, sehingga agen dilatih untuk meminimalkan total biaya operasi sekaligus risiko gangguan suplai. Komponen penalti yang diperhitungkan pada setiap langkah waktu mencakup biaya bahan bakar, biaya operasi dan pemeliharaan generator yang aktif, penalti unmet load, penalti pelanggaran batas SOC, penalti curtailment atau excess electricity, penalti start/stop unit generator, penalti throughput BESS, serta penalti safety dispatch. Nilai total penalti tersebut selanjutnya dibagi dengan faktor  $\text{reward\_scale}$  agar nilai reward berada pada skala yang stabil bagi proses pembelajaran jaringan neural. Bobot penalti  $\text{unmet\_rp\_per\_kwh}$  sengaja ditetapkan pada nilai yang sangat besar, yaitu Rp100.000.000 per kWh, dengan tujuan agar agen tidak menemukan kebijakan yang menekan biaya bahan bakar dengan cara membiarkan beban tidak terlayani. Pendekatan ini mencerminkan prinsip multi-objektif pada DQN-EMS, di mana tujuan penurunan LCOE tidak boleh dicapai dengan mengorbankan keandalan suplai listrik kepada pelanggan.

**Tabel 8.** Komponen dan Bobot Reward Function DQN-EMS

| Komponen Penalti                  | Notasi                       | Nilai Bobot        |
|-----------------------------------|------------------------------|--------------------|
| Unmet load                        | unmet_rp_per_kwh             | Rp100.000.000/kWh  |
| Pelanggaran batas SOC             | soc_violation_rp_per_kwh     | Rp5.000.000/kWh    |
| Curtailement / excess electricity | curtailment_rp_per_kwh       | Rp200/kWh          |
| Start/stop unit generator         | start_stop_rp_per_event      | Rp100.000/kejadian |
| Throughput BESS                   | bess_throughput_rp_per_kwh   | Rp25/kWh           |
| Safety dispatch                   | safety_dispatch_rp_per_event | Rp250.000/kejadian |
| Faktor skala reward               | reward_scale                 | 10.000.000         |

Agen DQN-EMS diimplementasikan menggunakan pendekatan Double DQN, yang melibatkan dua jaringan dengan struktur identik, yaitu jaringan utama (online network) dan jaringan target (target network). Penggunaan target network yang diperbarui secara berkala merupakan mekanisme yang umum diterapkan untuk menstabilkan proses pelatihan dan mengurangi overestimasi nilai Q, sebagaimana ditunjukkan oleh (Zhai et al., 2023) pada pengembangan metode dispatch optimization berbasis deep reinforcement learning untuk sistem tenaga. Kedua jaringan berbentuk multilayer perceptron (MLP) dengan dua hidden layer berukuran 256 neuron, menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan dilengkapi Layer Normalization pada setiap hidden layer untuk menjaga stabilitas pelatihan. Lapisan input menerima vektor state berdimensi 23, sedangkan lapisan output menghasilkan estimasi nilai Q untuk masing-masing dari 13 aksi diskrit yang tersedia. Faktor diskon yang digunakan adalah  $\gamma = 0,995$ , jaringan target diperbarui melalui hard update setiap 1.000 langkah pelatihan, optimisasi parameter dilakukan menggunakan algoritma AdamW dengan learning rate  $1 \times 10^{-4}$ , serta diterapkan gradient clipping pada norma maksimum 5,0 untuk mencegah pembaruan parameter yang terlalu drastis.

Sebagai penyempurnaan akhir, DQN dikembangkan dengan menambahkan mekanisme safety dispatch (repair mechanism) yang menjadikan keandalan suplai sebagai constraint operasional. Mekanisme ini bekerja dengan mengevaluasi apakah kombinasi output PLTS, BESS, dan generator hasil keputusan agen sudah mencukupi kebutuhan beban pada jam tersebut; apabila masih terdapat selisih atau load gap, environment secara otomatis menyalakan generator cadangan tambahan berdasarkan urutan prioritas darurat, yaitu GSS, TP, kemudian unit-unit PLN berkapasitas kecil, hingga seluruh beban terlayani. Setiap kali safety dispatch diaktifkan, sistem tetap memberikan penalti sebesar Rp250.000 per kejadian, sehingga agen tetap terdorong mempelajari kebijakan yang sejak awal sudah cukup tanpa harus bergantung pada mekanisme cadangan tersebut. Melalui pendekatan ini, reliability tidak lagi sekadar menjadi bagian dari reward, melainkan menjadi constraint operasional yang dijamin langsung oleh environment.

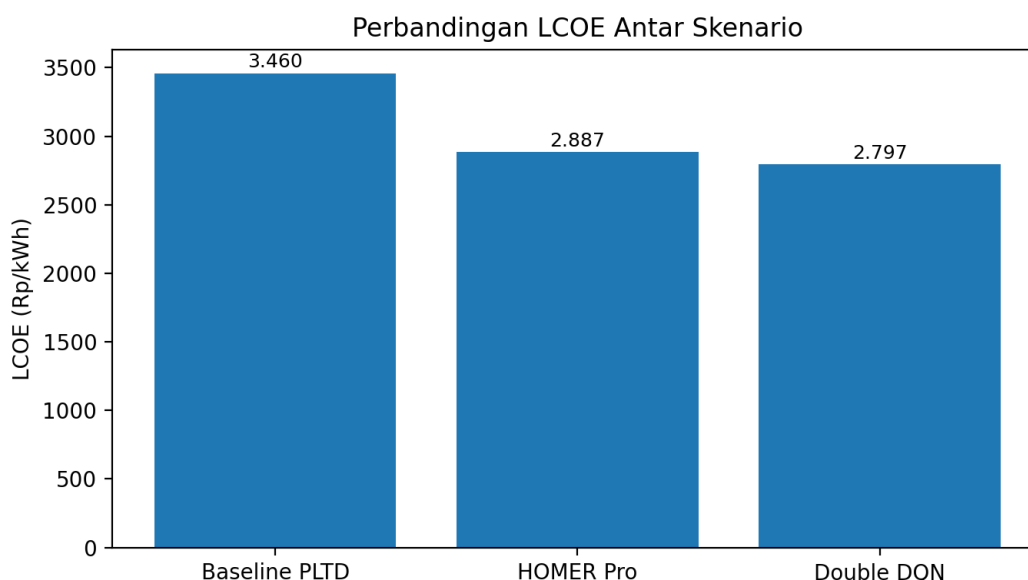
### Kinerja DQN dan Perbandingan terhadap Baseline, dan Homer Pro

Evaluasi terhadap DQN dilakukan dengan menjalankan policy hasil pelatihan pada environment dispatch selama 8.760 jam, kemudian menghitung indikator-indikator kinerja yang sama dengan yang digunakan pada skenario baseline dan optimasi HOMER Pro.. Hasil perbandingan ketiga skenario disajikan pada Tabel 9.

**Tabel 9.** Perbandingan Kinerja Baseline PLTD, HOMER Pro, dan DQN

| Indikator                     | Baseline PLTD | HOMER Pro  | DQN        |
|-------------------------------|---------------|------------|------------|
| NPC (Rp triliun)              | 2,275         | 1,898      | 1,870      |
| LCOE (Rp/kWh)                 | 3.460         | 2.887      | 2.797      |
| Konsumsi solar (L/th)         | 12.533.850    | 9.505.978  | 9.430.000  |
| Emisi CO <sub>2</sub> (kg/th) | 32.891.000    | 24.951.880 | 24.752.451 |
| Renewable penetration         | 0%            | 27,2%      | 28,3%      |
| Excess electricity (kWh/th)   | 0             | 1.083.017  | 820.000    |
| Unmet load (kWh/th)           | 0             | 1.500      | 1.200      |

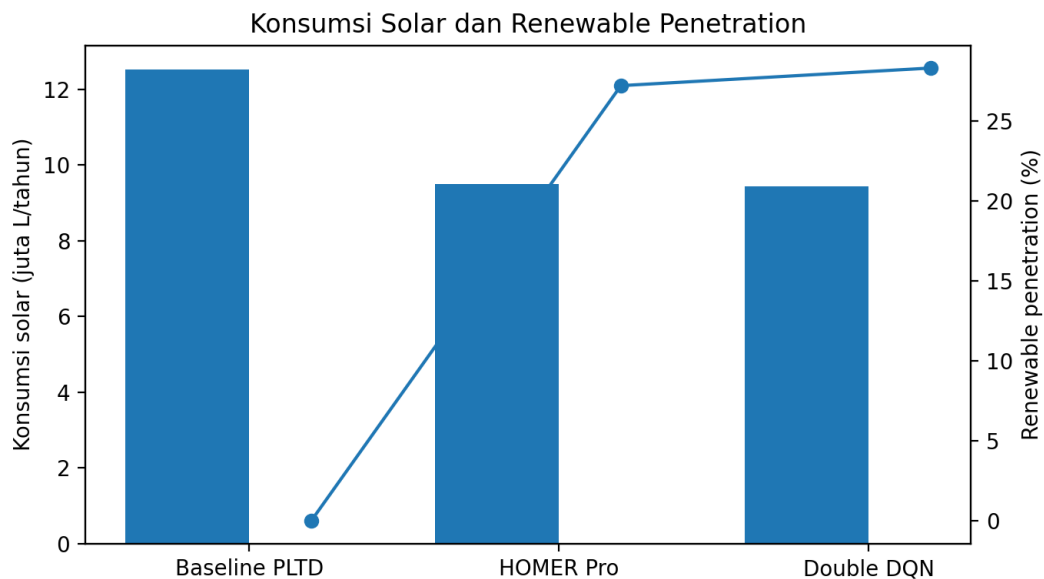
Untuk memperjelas hasil komparasi pada Tabel 9, tiga indikator utama divisualisasikan secara berurutan pada Gambar 2 sampai Gambar 4. Gambar 2 menampilkan perubahan LCOE sebagai indikator ekonomi utama, Gambar 3 menghubungkan penghematan solar dengan peningkatan renewable penetration, sedangkan Gambar 4 menunjukkan trade-off antara pemanfaatan energi terbarukan dan keandalan suplai melalui excess electricity dan unmet load. Penyajian grafis ini penting karena evaluasi EMS mikrogrid tidak cukup hanya membaca satu indikator biaya, tetapi perlu melihat keterkaitan antara biaya operasi, pemanfaatan energi terbarukan, batas operasi BESS, dan keandalan sistem secara bersamaan (Meng et al., 2016; Zia et al., 2018; Sharma et al., 2022).



**Gambar 2.** Perbandingan LCOE antar skenario

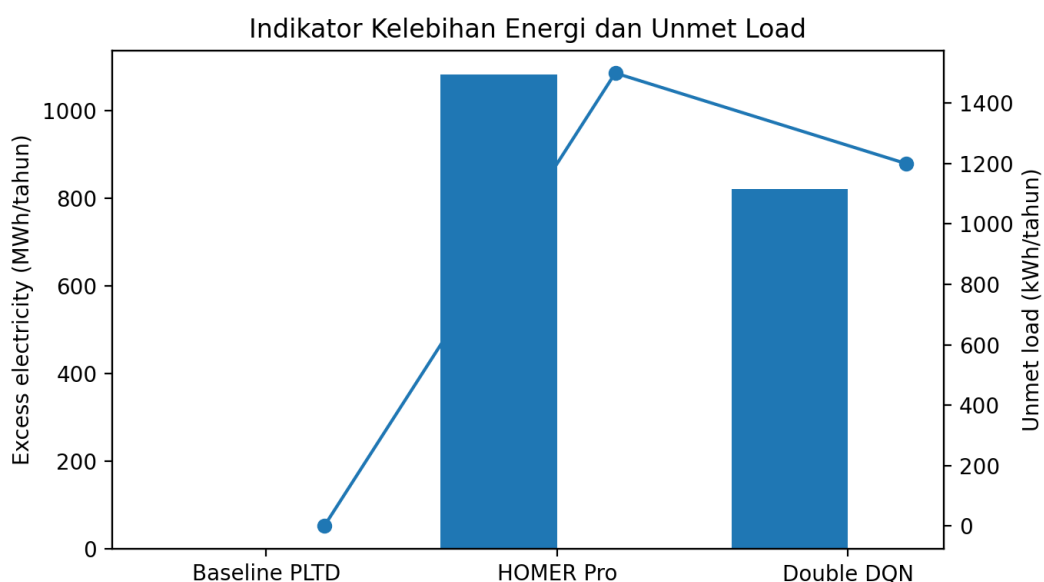
Gambar 2 memperlihatkan bahwa penurunan LCOE paling besar terjadi ketika sistem bergerak dari baseline PLTD menuju konfigurasi PV-BESS-Diesel hasil optimasi HOMER Pro. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi PV dan BESS memberikan kontribusi dominan terhadap pengurangan biaya energi karena sebagian produksi PLTD digantikan oleh energi surya dan penyimpanan baterai. Penurunan lanjutan pada skenario DQN menunjukkan bahwa perbaikan dispatch per jam masih mampu menekan biaya, meskipun besarnya lebih

kecil dibandingkan dampak penambahan kapasitas energi terbarukan. Pola ini sejalan dengan konsep LCOE yang dipengaruhi oleh kombinasi biaya investasi, biaya operasi, konsumsi bahan bakar, dan pemanfaatan aset pembangkit sepanjang umur proyek (Kabeyi & Olanrewaju, 2023; Weinand et al., 2023; IRENA, 2024).



**Gambar 3.** Konsumsi solar dan renewable penetration antar skenario

Gambar 3 memperjelas hubungan antara penurunan konsumsi solar dan peningkatan renewable penetration. Skenario HOMER Pro menurunkan konsumsi solar secara tajam dibandingkan baseline karena PV mulai mengambil sebagian beban yang sebelumnya seluruhnya dipenuhi PLTD. Pada skenario DQN, konsumsi solar kembali menurun dan renewable penetration meningkat menjadi 28,3%, yang mengindikasikan bahwa agen mampu memilih pola charge-discharge BESS dan prioritas operasi generator yang lebih adaptif. Temuan ini mendukung hasil penelitian sebelumnya bahwa strategi dispatch pada sistem PV/diesel/battery sangat menentukan penghematan bahan bakar dan tingkat pemanfaatan energi terbarukan, terutama pada mikrogrid isolated yang menghadapi variasi beban dan intermitensi PV (Aziz et al., 2019; Khamharnphol et al., 2023; Guo et al., 2022; Lei et al., 2021).



#### **Gambar 4.** Excess electricity dan unmet load antar skenario

Gambar 4 menunjukkan bahwa DQN tidak hanya menurunkan excess electricity, tetapi juga menekan unmet load dibandingkan skenario HOMER Pro. Penurunan excess electricity dari 1.083.017 kWh/tahun menjadi 820.000 kWh/tahun menunjukkan bahwa sebagian energi PV yang sebelumnya berpotensi terbuang dapat dialihkan melalui pengaturan BESS dan operasi generator. Namun, interpretasi reliability tetap perlu hati-hati karena baseline PLTD memiliki unmet load 0 kWh/tahun, sedangkan skenario DQN masih menghasilkan unmet load 1.200 kWh/tahun. Oleh karena itu, klaim yang lebih tepat adalah bahwa DQN memperbaiki reliability relatif terhadap HOMER Pro, tetapi belum menyamai baseline PLTD. Pembacaan ini konsisten dengan literatur EMS mikrogrid yang menekankan bahwa optimasi biaya harus selalu diseimbangkan dengan constraint keandalan, keseimbangan daya, dan batas teknis penyimpanan energi (Zia et al., 2018; Chen et al., 2024; Jayaraj et al., 2024).

Secara keseluruhan, Gambar 2 sampai Gambar 4 menegaskan bahwa nilai tambah utama DQN berada pada optimalisasi operasi, bukan pada perubahan kapasitas hardware. HOMER Pro berperan menghasilkan konfigurasi PV-BESS-Diesel yang layak secara tekno-ekonomi, sedangkan DQN berperan memperhalus keputusan dispatch per jam agar biaya operasi, konsumsi solar, curtailment, dan unmet load dapat ditekan secara simultan. Dengan demikian, hasil DQN perlu dipahami sebagai perbaikan inkremental terhadap konfigurasi hasil sizing, bukan sebagai pengganti kebutuhan optimasi tekno-ekonomi awal (HOMER Energy, n.d.; Alabdullah & Abido, 2022; Muriithi & Chowdhury, 2022).

Meskipun selisih LCOE antara HOMER Pro dan DQN hanya 3,12%, nilai tersebut tetap relevan dalam konteks sistem isolated karena konsumsi solar dan biaya operasi berlangsung sepanjang tahun. Akan tetapi, interpretasi hasil harus tetap proporsional: penghematan tambahan tersebut perlu dibandingkan dengan biaya implementasi EMS, kebutuhan sensor real-time, integrasi dengan sistem kontrol PLTD/BESS, serta risiko operasi bila model digunakan secara langsung. Pendekatan reinforcement learning pada sistem tenaga memang menjanjikan, tetapi tetap memerlukan validasi, monitoring, dan mekanisme keamanan sebelum diterapkan pada operasi riil (Sutton & Barto, 2018; Mnih et al., 2015; van Hasselt et al., 2016; Zhai et al., 2023).

#### **Pembahasan Penelitian**

Pembahasan hasil menunjukkan bahwa strategi pengembangan mikrogrid ULP Leok perlu dilihat sebagai proses dua tahap. Tahap pertama adalah optimasi konfigurasi melalui HOMER Pro untuk menentukan komposisi PV, BESS, converter, dan PLTD yang layak secara teknis-ekonomi. Tahap kedua adalah optimasi operasi melalui DQN untuk menentukan dispatch per jam berdasarkan kondisi beban, output PV, SOC BESS, dan status generator. Pemisahan ini penting karena sizing menjawab pertanyaan kapasitas sistem, sedangkan EMS menjawab bagaimana kapasitas tersebut dioperasikan secara adaptif dalam menghadapi variabilitas beban dan energi terbarukan (Meng et al., 2016; HOMER Energy, n.d.; Sharma et al., 2022).

Dampak terbesar terhadap penurunan biaya terlihat pada transisi dari baseline PLTD ke skenario HOMER Pro. Hal ini menunjukkan bahwa substitusi sebagian produksi diesel dengan PV dan BESS merupakan sumber utama efisiensi biaya. Namun, keberadaan excess electricity pada skenario HOMER Pro menandakan bahwa konfigurasi yang secara ekonomi layak belum tentu menghasilkan pemanfaatan PV paling optimal pada setiap jam operasi. Oleh karena itu, strategi EMS tetap diperlukan untuk mengatur kapan energi PV digunakan langsung, disimpan ke BESS, atau dibatasi agar sistem tetap ekonomis dan andal (Aziz et al., 2019; Khamharnphol et al., 2023; IRENA, 2024).

(Muriithi & Chowdhury, 2022)(Lei et al., 2021)Perbaikan DQN terhadap HOMER Pro terutama tampak pada penurunan LCOE, pengurangan konsumsi solar, peningkatan



renewable penetration, dan penurunan excess electricity. Secara konseptual, hal ini dapat dijelaskan karena DQN mempelajari pola keputusan dispatch dari interaksi berulang dengan environment dan memperbarui kebijakannya berdasarkan reward. Karakter ini memungkinkan agen menangkap hubungan antara SOC baterai, kebutuhan beban, output PV, dan prioritas generator yang sulit dirumuskan secara kaku dalam aturan sederhana. Temuan ini sejalan dengan studi deep reinforcement learning untuk EMS mikrogrid yang menunjukkan kemampuan agen pembelajaran dalam menangani ketidakpastian dan mengoptimalkan keputusan energi secara dinamis (Alabdullah & Abido, 2022; Guo et al., 2022; Lei et al., 2021; Muriithi & Chowdhury, 2022).

Kendati demikian, hasil DQN perlu dibaca secara kritis. Pertama, safety dispatch membuat performa akhir sistem tidak sepenuhnya mencerminkan policy murni agen, karena sebagian keputusan yang tidak memenuhi beban dapat diperbaiki oleh repair mechanism. Kedua, DQN masih menghasilkan unmet load sehingga klaim keandalan tidak boleh dibandingkan secara langsung dengan baseline PLTD yang memiliki unmet load 0 kWh/tahun. Ketiga, performa model sangat bergantung pada kualitas data, desain reward, bobot penalti, batas SOC, dan skenario harga bahan bakar. Karena itu, penelitian lanjutan perlu menampilkan kurva training, evaluasi sebelum dan sesudah safety dispatch, analisis sensitivitas reward, serta uji pada data operasi aktual agar kontribusi DQN dapat dibedakan secara jelas dari kontribusi mekanisme cadangan (Sutton & Barto, 2018; van Hasselt et al., 2016; Jayaraj et al., 2024; Chen et al., 2024).

## KESIMPULAN

Secara umum, hasil pemodelan, simulasi, dan pembahasan pada penelitian ini memperlihatkan bahwa sistem kelistrikan PLN ULP Leok merupakan sistem isolated bertegangan 20 kV yang ketergantungannya terhadap pembangkit diesel masih sangat tinggi. Pada kondisi baseline, seluruh pasokan listrik bersumber dari PLTD sehingga biaya produksi energi yang ditanggung sistem relatif besar, konsumsi solar tergolong tinggi, dan belum ada kontribusi energi terbarukan sama sekali. Kondisi ini tercermin dari nilai LCOE baseline yang mencapai Rp3.460/kWh, konsumsi solar sebesar 12.533.850 liter per tahun, serta renewable penetration sebesar 0%. Temuan ini mengonfirmasi bahwa pengembangan sistem pembangkit hibrida memang dibutuhkan untuk menekan biaya operasi sekaligus mendorong pemanfaatan energi terbarukan yang lebih besar. Setelah dilakukan optimasi menggunakan HOMER Pro, diketahui bahwa penambahan PLTS berkapasitas 9.000 kW, BESS dengan kapasitas nominal 6.100 kWh, converter 5.682 kW, serta pemanfaatan unit PLTD eksisting memberikan perbaikan yang cukup berarti terhadap performa sistem secara keseluruhan. Pada skenario mikrogrid hibrida PV-BESS-Diesel ini, LCOE berhasil ditekan menjadi Rp2.887/kWh, atau turun sekitar 16,56% dari kondisi baseline. Konsumsi solar pun ikut menurun menjadi 9.505.978 liter per tahun, yang berarti ada penghematan sekitar 3.027.872 liter setiap tahunnya, sementara renewable penetration naik menjadi 27,2%. Capaian ini menegaskan bahwa kombinasi PLTS dan BESS memang efektif dalam mengurangi ketergantungan pada diesel, menekan biaya energi, dan memperbesar kontribusi energi terbarukan pada sistem isolated.

Pada tahap selanjutnya, pengembangan Energy Management System berbasis Deep Q-Learning terbukti mampu memberikan perbaikan lanjutan pada level strategi dispatch energi. Perlu ditegaskan bahwa DQN dalam penelitian ini tidak mengubah kapasitas komponen yang sudah ditentukan melalui optimasi HOMER Pro, melainkan difokuskan untuk memperhalus pola operasi PLTS, BESS, dan PLTD pada setiap jam. Hasil simulasi memperlihatkan bahwa DQN mampu menekan LCOE

hingga Rp2.797/kWh, lebih rendah dibandingkan hasil HOMER Pro sebesar Rp2.887/kWh maupun baseline sebesar Rp3.460/kWh, yang berarti terjadi penurunan sekitar 19,16% terhadap baseline dan 3,12% terhadap HOMER Pro. Hal ini mengindikasikan bahwa strategi dispatch berbasis pembelajaran mampu menemukan pola operasi yang lebih efisien meskipun bekerja pada konfigurasi mikrogrid yang sama. Ditinjau dari sisi konsumsi bahan bakar, DQN berhasil menurunkan pemakaian solar menjadi 9.430.000 liter per tahun, atau 75.978 liter lebih hemat dibandingkan HOMER Pro dan 3.103.850 liter lebih hemat dibandingkan baseline. Penghematan bahan bakar ini turut menurunkan emisi CO<sub>2</sub> menjadi 24.752.451 kg per tahun. Di samping itu, renewable penetration meningkat menjadi 28,3%, sementara excess electricity berkurang menjadi 820.000 kWh per tahun. Capaian ini memperlihatkan bahwa DQN mampu memaksimalkan pemanfaatan energi PLTS sekaligus menekan energi terbarukan yang terbuang, melalui pengaturan charge-discharge BESS dan operasi generator yang lebih adaptif terhadap kondisi sistem.

Dari aspek keandalan sistem, DQN tetap berhasil menjaga unmet load pada angka yang rendah, yakni sekitar 1.200 kWh per tahun, lebih kecil dibandingkan HOMER Pro yang berada pada 1.500 kWh per tahun. Artinya, penurunan LCOE dan konsumsi solar yang dicapai tidak mengorbankan keandalan suplai listrik kepada pelanggan. Mekanisme safety dispatch memegang peran penting di sini karena memastikan sistem masih dapat melayani beban pada saat keputusan awal DQN belum cukup untuk memenuhi kebutuhan daya. Dengan demikian, pendekatan DQN multi-objektif yang diterapkan dalam penelitian ini layak dipandang relevan untuk mendukung operasi mikrogrid isolated yang lebih ekonomis, hemat bahan bakar, dan tetap andal. Secara keseluruhan, temuan penelitian ini menegaskan bahwa perpaduan optimasi techno-economic melalui HOMER Pro dengan optimasi dispatch berbasis DQN merupakan pendekatan yang efektif dalam pengembangan manajemen energi mikrogrid PV-BESS-Diesel. HOMER Pro berperan menentukan konfigurasi sistem yang layak secara teknis maupun ekonomi, sementara DQN berperan menyempurnakan efisiensi operasi pada konfigurasi yang telah ditetapkan tersebut. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penerapan DQN multi-objektif yang mengintegrasikan LCOE, konsumsi solar, renewable penetration, excess electricity, dan reliability secara bersamaan pada sistem isolated PLN ULP Leok

## REFERENSI

- Aghajani, G., & Ghadimi, N. (2018). Multi-objective energy management in a micro-grid. *Energy Reports*, 4, 218–225. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2017.10.002>
- Alabdullah, M. H., & Abido, M. A. (2022). Microgrid energy management using deep Q-network reinforcement learning. *Alexandria Engineering Journal*, 61(11), 9069–9078. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.02.042>
- Alvianingsih, G., & Simanjuntak, J. C. H. (2021). Analisis Tekno-Ekonomi Hibrid Sistem PLTD PLTS Di Pulau Gersik, Belitung Menggunakan Perangkat Lunak Homer. *SUTET*, 11(1), 1–12. <https://doi.org/10.33322/sutet.v11i1.1372>
- Arifin, Z., & Fitri, L. (2023). *Implementation of battery energy storage system at cirata PV solar floating for reducing the electricity cost production on Jamali grid*. 030003. <https://doi.org/10.1063/5.0121069>

- Aziz, A., Tajuddin, M., Adzman, M., Ramli, M., & Mekhilef, S. (2019). Energy Management and Optimization of a PV/Diesel/Battery Hybrid Energy System Using a Combined Dispatch Strategy. *Sustainability*, 11(3), 683. <https://doi.org/10.3390/su11030683>
- Chen, S., Liu, J., Cui, Z., Chen, Z., Wang, H., & Xiao, W. (2024). A Deep Reinforcement Learning Approach for Microgrid Energy Transmission Dispatching. *Applied Sciences*, 14(9), 3682. <https://doi.org/10.3390/app14093682>
- Damiri, D. J., & Lamanian, R. R. L. (2023). Design and Simulation of On-Grid Rooftop Solar Power Plant (Rooftop PV) System on Office Buildings with a PLN Grid System. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(1), 231. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v11i1.231>
- Guo, C., Wang, X., Zheng, Y., & Zhang, F. (2022). Real-time optimal energy management of microgrid with uncertainties based on deep reinforcement learning. *Energy*, 238, 121873. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121873>
- Hidayah, M. T. R. I., & Damiri, D. J. (2026). Pemodelan dan Analisis Kinerja Sistem Microgrid Berbasis Energi Terbarukan di Pulau Panjang, Serang. *Prosiding Seminar Nasional Energi, Telekomunikasi Dan Otomasi (SNETO)*, 50–72.
- Jayaraj, S., Ahamed, T. P. I., Abraham, M. P., Jasmin, E. A., & Sulthan, S. M. (2024). Reinforcement learning for energy management of an islanded microgrid: Analysis of state, state space and reinforcement function. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 38, 101362. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2024.101362>
- Kabeyi, M. J. B., & Olanrewaju, O. A. (2023). The levelized cost of energy and modifications for use in electricity generation planning. *Energy Reports*, 9, 495–534. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2023.06.036>
- Khamharnphol, R., Kamdar, I., Waewsak, J., Chaichan, W., Khunpetch, S., Chiwamongkhonkarn, S., Kongruang, C., & Gagnon, Y. (2023). Microgrid Hybrid Solar/Wind/Diesel and Battery Energy Storage Power Generation System: Application to Koh Samui, Southern Thailand. *International Journal of Renewable Energy Development*, 12(2), 216–226. <https://doi.org/10.14710/ijred.2023.47761>
- Legrene, I., Wong, T., & Dessaint, L.-A. (2025). Deep reinforcement learning approach for hybrid renewable energy systems optimization. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 159, 111650. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.111650>
- Lei, L., Tan, Y., Dahlenburg, G., Xiang, W., & Zheng, K. (2021). Dynamic Energy Dispatch Based on Deep Reinforcement Learning in IoT-Driven Smart Isolated Microgrids. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(10), 7938–7953. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3042007>
- Manzano, J. M., Salvador, J. R., Romaine, J. B., & Alvarado-Barrios, L. (2022). Economic predictive control for isolated microgrids based on real world demand/renewable energy data and forecast errors. *Renewable Energy*, 194, 647–658. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.05.103>
- Meng, L., Sanseverino, E. R., Luna, A., Dragicevic, T., Vasquez, J. C., & Guerrero, J. M. (2016). Microgrid supervisory controllers and energy management systems: A literature review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60, 1263–1273. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.003>
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., & Hassabis, D. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518, 529–533. <https://doi.org/10.1038/nature14236>

- Muriithi, G., & Chowdhury, S. (2022). Deep Q-network application for optimal energy management in a grid-tied solar PV-Battery microgrid. *The Journal of Engineering*, 2022(4), 422–441. <https://doi.org/10.1049/tje2.12128>
- PLN, PT. (2025). *Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) 2025-2034*. PT. PLN (Persero). <https://web.pln.co.id/stakeholder/ruptl>
- Samatar, A. M., Mekhilef, S., Mokhlis, H., Kermadi, M., & Alshammari, O. (2024). Performance analysis of hybrid off-grid renewable energy systems for sustainable rural electrification. *Energy Conversion and Management: X*, 24, 100780. <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2024.100780>
- Sharma, P., Dutt Mathur, H., Mishra, P., & Bansal, R. C. (2022). A critical and comparative review of energy management strategies for microgrids. *Applied Energy*, 327, 120028. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120028>
- Van Hasselt, H., Guez, A., & Silver, D. (2016). Deep reinforcement learning with double Q-learning. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 30(1), 2094–2100. <https://doi.org/10.1609/aaai.v30i1.10295>
- Weinand, J. M., Hoffmann, M., Göpfert, J., Terlouw, T., Schönau, J., Kuckertz, P., McKenna, R., Kotzur, L., Linßen, J., & Stolten, D. (2023). Global LCOEs of decentralized off-grid renewable energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 183, 113478. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113478>
- Wu, J., Li, S., Yu, Y., Guan, Y., Wei, B., & Chen, Z. (2026). Deep reinforcement learning-based multi-objective energy management system for microgrids under flexible energy market. *Applied Energy*, 406, 127223. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.127223>
- Zhai, S., Li, W., Qiu, Z., Zhang, X., & Hou, S. (2023). An Improved Deep Reinforcement Learning Method for Dispatch Optimization Strategy of Modern Power Systems. *Entropy*, 25(3), 546. <https://doi.org/10.3390/e25030546>
- Zia, M. F., Elbouchikhi, E., & Benbouzid, M. (2018). Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects. *Applied Energy*, 222, 1033–1055. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.103>