

Robust Battery Capacity Optimization of Off-Grid PV Systems for Dynamic Load Uncertainty

Article History:*Received**30 April 2026**Revised**1 June 2026**Accepted**17 June 2026***YUSIRAN, FAUZUN ATABIQ**Program Studi Teknologi Rekayasa Pembangkit Energi, Jurusan Teknik
Elektro, Politeknik Negeri Batam, Indonesia
Email : yusiran@polibatam.ac.id**ABSTRAK**

Sistem Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) off grid menghadapi beban dinamis yang fluktuatif sehingga menyulitkan penentuan kapasitas baterai optimal. Penelitian ini menggunakan simulasi Monte Carlo dengan metode bootstrap untuk optimasi kapasitas baterai pada PLTS 8,12 kWp. Data yang digunakan meliputi data agregat 113 hari dan empat profil beban high resolution (resolusi tinggi 5 menit). Sebanyak 5.000 skenario bootstrap dijalankan dalam rentang kapasitas 16–48 kWh dengan target probabilitas SSR (Self Sufficiency Ratio) diatas 80%. Hasil menunjukkan kapasitas 30 kWh mencapai $\text{Prob}(\text{SSR} > 80\%) = 95,1\%$ (memenuhi target), sedangkan kapasitas 32 kWh hanya memberi peningkatan kecil (95,8%). Analisis diminishing return menunjukkan bahwa setelah 30–32 kWh, setiap tambahan 2 kWh meningkatkan probabilitas kurang dari 0,5%. Rekomendasi kapasitas optimal teknis adalah 30–32 kWh. Validasi data high resolution mengonfirmasi bahwa baterai 16 kWh aman untuk beban normal dengan SOC (State of Charge) terendah 27%, tetapi gagal pada beban ekstrem karena SOC turun hingga 14%.

Kata kunci: PLTS off grid; beban dinamis; Monte Carlo; SSR; SOC minimum

ABSTRACT

Off-grid solar power systems face fluctuating loads, complicating battery sizing. This study applies Monte Carlo simulation with the bootstrap method to optimize battery capacity for an 8.12 kWp PV system. Data include 113-day aggregated data and four high-resolution (5-minute) load profiles. 5,000 bootstrap scenarios were simulated over a capacity range of 16–48 kWh, targeting a probability of achieving a self sufficiency ratio (SSR) above 80%. Results indicate that a 30 kWh capacity achieves $P(\text{SSR} > 80\%) = 95.1\%$, meeting the target, while 32 kWh yields a marginal increase (95.8%). Diminishing return analysis shows that beyond 30–32 kWh, each additional 2 kWh improves probability by less than 0.5%. The technically optimal capacity is 30–32 kWh. Validation using high-resolution data confirms that a 16 kWh battery is safe for normal loads (lowest SOC = 27%) but proves insufficient under extreme conditions, with SOC dropping to 14%.

Keywords: Off-grid PV; dynamic load; Monte Carlo; SSR ; minimum SOC

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



1. PENDAHULUAN

Energi surya merupakan salah satu sumber energi terbarukan yang paling melimpah, ramah lingkungan, dan berkelanjutan. Di daerah terpencil dengan akses jaringan listrik terbatas, sistem Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) *off grid* menjadi solusi yang sangat efektif (**Cho & Valenzuela, 2020**). Sistem ini harus mampu memasok seluruh kebutuhan energi listrik rumah tangga secara mandiri, di mana rasio swasembada (SSR) menjadi indikator utama untuk menilai seberapa besar kebutuhan beban yang dapat dipenuhi dari sistem PV dan baterai (**Schopfer, dkk, 2018**). Penelitian (**Winanti, dkk, 2026**) juga menekankan pentingnya optimasi kapasitas baterai pada perancangan PLTS *off grid* di Indonesia.

Namun, rumah tangga di daerah *off grid* menghadapi tantangan besar berupa beban dinamis: pola konsumsi listrik yang fluktuatif, tidak terduga, dan dapat melonjak secara ekstrem (**Weniger, dkk, 2014**) (**Alramlawi & Li, 2020**). Kondisi ini menyebabkan ketidakseimbangan antara produksi energi listrik yang dihasilkan PV yang melimpah pada siang hari dan kebutuhan beban yang tinggi pada malam hari (**Schopfer, dkk, 2018**). Akibatnya, ketidakpastian beban dapat menurunkan efektivitas sistem dan meningkatkan risiko *deep discharge* baterai yang memperpendek umur pakai (**Saud, dkk, 2024**). Luthander dan tim (**Luthander, dkk, 2015**) dalam tinjauannya mengidentifikasi bahwa variabilitas beban harian seringkali diabaikan dalam model simulasi.

Penelitian sebelumnya tentang optimalisasi sistem PLTS-baterai umumnya menggunakan data agregat harian atau profil beban sintetis (**Li, dkk, 2023**), sehingga informasi penting tentang fluktuasi beban per menit—yang sangat mempengaruhi kinerja baterai saat terjadi lonjakan singkat—menjadi hilang. Penelitian yang dilakukan (**Saad, dkk, 2019**) dan tim menerapkan Monte Carlo untuk ketidakpastian iradiasi matahari. Sementara itu, penelitian lainnya (**Moghaddam, dkk, 2021**) (**Nematirad, dkk, 2023**) melakukan optimasi sistem *off grid* menggunakan data agregat. (**Wardi, dkk, 2025**) melakukan estimasi parameter listrik intrinsik dari sel/modul PV (panel surya) menggunakan metode Monte Carlo *optimisation* (MCO).

Beberapa studi terkini juga menyoroti pentingnya optimasi kapasitas baterai dengan mempertimbangkan aspek ekonomi dan strategi penjadwalan, seperti yang dilakukan oleh (**Toosi, 2025**) (**Huang, dkk, 2024**) serta (**Karttunen, dkk, 2026**). Penelitian yang dilakukan di lokasi lintang tinggi seperti Swedia menunjukkan bahwa baterai dapat meningkatkan konsumsi mandiri PV hingga 18–48 poin persentase dan swasembada hingga sekitar 30 poin persentase, dengan kapasitas baterai relatif 2,5–4,0 sebagai titik *diminishing returns*. Namun, karena produksi energi listrik yang dihasilkan PV sangat musiman, peningkatan swasembada di atas 30 poin persentase memerlukan baterai sangat besar dan tidak praktis (**Nyholm, dkk, 2016**). Temuan tersebut penting, tetapi belum mencerminkan tantangan di wilayah tropis seperti Indonesia, di mana faktor pembatas utama bukan variasi musiman, melainkan beban dinamis yang fluktuatif, tidak terduga, dan dapat melonjak secara ekstrem. Akibatnya, diperlukan pendekatan yang mampu memperhitungkan ketidakpastian beban intra-hari serta memanfaatkan data pengukuran berinterval pendek (*high-resolution*) untuk validasi model.

Kesenjangan penelitian yang menjadi fokus studi ini adalah: (1) minimnya penerapan Monte Carlo untuk ketidakpastian beban dinamis; (2) keterbatasan data agregat yang tidak mampu menangkap fluktuasi intra-hari; (3) jarangya studi sebelum dan sesudah peningkatan baterai pada sistem yang sama. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan beberapa kontribusi yaitu: (1) penerapan Monte Carlo untuk ketidakpastian beban dinamis. Metode

Monte Carlo dipilih karena mampu menangani ketidakpastian beban dinamis yang tidak dapat dimodelkan secara deterministik; (2) penggunaan data *high-resolution* interval 5 menit untuk validasi; (3) analisis perbandingan sebelum dan sesudah peningkatan baterai dari 16 kWh menjadi 32 kWh pada sistem yang sama; serta (4) penggunaan SOC minimum sebagai indikator keamanan selain SSR. Dengan pendekatan ini, penelitian bertujuan menentukan kapasitas baterai optimal pada PLTS *off grid* 8,12 kWp sehingga SSR mencapai minimal 80% dan SOC minimum baterai tidak pernah turun di bawah batas aman, menggunakan simulasi Monte Carlo yang divalidasi dengan data aktual high resolution, sehingga hasilnya diharapkan menjadi acuan bagi perancang sistem di daerah terpencil.

2. METODA

2.1 Deskripsi Sistem PLTS Off Grid

Sistem PLTS *off grid* yang dianalisis dalam penelitian ini memiliki spesifikasi sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1. Sistem beroperasi secara mandiri tanpa kemampuan ekspor-impor ke jaringan grid. Namun, sistem dilengkapi dengan *Automatic Transfer Switch* (ATS) eksternal yang secara otomatis akan beralih ke suplai grid apabila energi dari PV dan baterai tidak mencukupi untuk memenuhi beban.

Tabel 1. Spesifikasi sistem PLTS *off grid* yang dianalisis

Parameter	Nilai	Satuan
Kapasitas panel surya terpasang	8,12	kWp
Kapasitas baterai awal	16	kWh
Kapasitas baterai setelah penambahan	32	kWh
Efisiensi inverter	95	%
C-rate maksimum	0,3	Per jam

2.2 Data Beban Dinamis dan Produksi PV

Data diperoleh dari sistem pemantauan Deye Cloud (Tabel 2). Data *high-resolution* (5 menit) dari empat skenario: normal 16 kWh, ekstrem 16 kWh, normal 32 kWh, dan ekstrem 32 kWh. Data agregat harian 113 hari (setelah menghilangkan hari dengan beban 0 akibat *switch* ke jaringan) berisi beban dan produksi PV.

Tabel 2. Rincian data yang digunakan

Jenis Data	Nilai	Interval
High resolution	4	5 menit
Agregat harian	113	1 hari

Dari data agregat, beban harian bervariasi antara 4,7 kWh (minimum) hingga 44,3 kWh (maksimum), dengan rata-rata 18,2 kWh dan standar deviasi 7,8 kWh.

2.3 Rasio Swasembada (SSR)

SSR dihitung per hari dengan Persamaan (1) (Gusmedi dkk., 2024)

$$SSR = \frac{W_{PV} - W_{Ch} + W_{Dis}}{W_L} \quad (1)$$

Dimana W_{PV} adalah energi surya dihasilkan, W_{Ch} merupakan energi masuk baterai, W_{Dis} energi keluar baterai, W_L total beban. Nilai SSR dibatasi maksimum 100%.

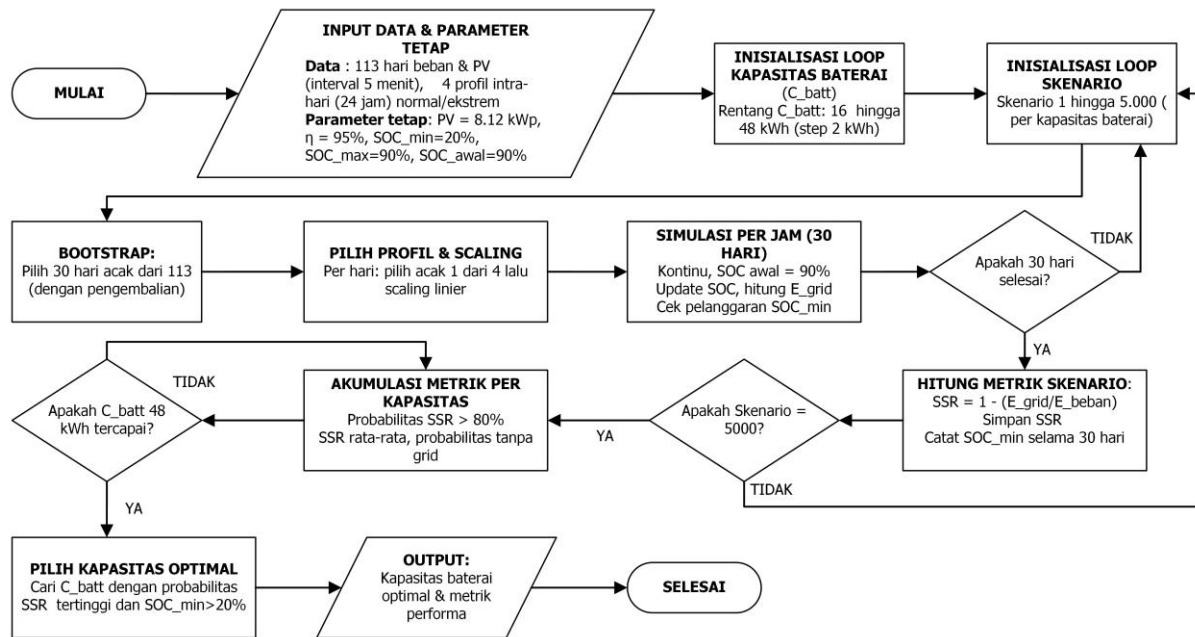
SOC minimum digunakan sebagai indikator keamanan, dengan batas aman 20% (**Saud, dkk, 2024**). Target kinerja dalam penelitian ini adalah $SSR > 80\%$. Pemilihan target ini didasarkan pada prinsip *diminishing returns* (**Schopfer, dkk, 2018**) dimana peningkatan SSR di atas 80% memerlukan pembesaran sistem yang berlebihan dan tidak efisien.

2.4 Simulasi Monte Carlo

Metode Monte Carlo digunakan untuk menganalisis ketidakpastian beban dinamis yang menjadi tantangan utama dalam perancangan sistem PLTS *off-grid* (**Nematirad, dkk, 2023**). Prosedur lengkap dalam penelitian ini diuraikan sebagai berikut.

1. Data agregat: Data historis yang terkumpul selama 113 hari digunakan sebagai populasi utama untuk pembangkitan skenario (*bootstrap*). Setiap skenario dibangun dengan memilih secara acak sebanyak 30 hari dari populasi ini, yang bertujuan untuk mempertahankan korelasi alami antara pasangan data beban dan produksi PV.
2. Profil intra-hari: Dari empat file data *high-resolution* (interval 5 menit) yang mencerminkan berbagai kondisi (beban normal/ekstrem dan kapasitas baterai 16/32 kWh), diekstraksi profil beban dan PV per jam (24 jam). Keempat profil ini merepresentasikan variasi bentuk kurva beban harian. Dalam simulasi, setiap hari yang di-*bootstrap* secara acak akan memilih salah satu dari keempat profil tersebut untuk kemudian diskalakan secara linear, memastikan total energi hariannya sesuai dengan nilai yang telah di-*bootstrap*.
3. Parameter: Kapasitas baterai divariasikan 16–48 kWh (interval 2 kWh). Jumlah skenario = 5.000, setiap skenario = 30 hari. SOC awal = 90% dari kapasitas.
4. Simulasi harian per jam: Model *charge/discharge* dengan efisiensi 95% dan batas SOC 20–90%. ATS beralih ke jaringan jika baterai tidak dapat memenuhi defisit.
5. Perhitungan: Untuk setiap kapasitas, dihitung probabilitas $SSR > 80\%$, SSR rata-rata, dan probabilitas tanpa jaringan.

Gambar 1 menyajikan diagram alir (*flowchart*) dari prosedur simulasi Monte Carlo yang telah diuraikan di atas. Diagram ini secara visual merangkum alur logika mulai dari inisialisasi parameter tetap (kapasitas PV 8,12 kWp, efisiensi 95%, batas SOC 20–90%, SOC awal 90%), inisialisasi *loop* kapasitas baterai (16–48 kWh dengan step 2 kWh), hingga *loop* skenario sebanyak 5.000 kali untuk setiap kapasitas. Setiap skenario menjalankan *bootstrap* pemilihan 30 hari dari 113 hari data historis, pemilihan profil intra-hari secara acak disertai penskalaan linier, kemudian simulasi per jam selama 30 hari. Pada setiap jam, dilakukan pengecekan surplus atau defisit PV, dilanjutkan dengan proses pengisian/pengosongan baterai sesuai batas SOC, dan pencatatan energi dari *grid* jika diperlukan. Setelah seluruh skenario selesai, diagram menunjukkan akumulasi metrik (probabilitas $SSR > 80\%$, SSR rata-rata, probabilitas tanpa *grid*, serta SOC minimum) dan akhirnya memilih kapasitas baterai optimal berdasarkan kriteria probabilitas $SSR > 80\%$ tertinggi dan SOC minimum $\geq 20\%$.



Gambar 1. Diagram alir simulasi Monte Carlo untuk optimasi kapasitas baterai

Simulasi diimplementasikan dengan Python 3.11 dengan *random seed* tetap untuk reproduksibilitas.

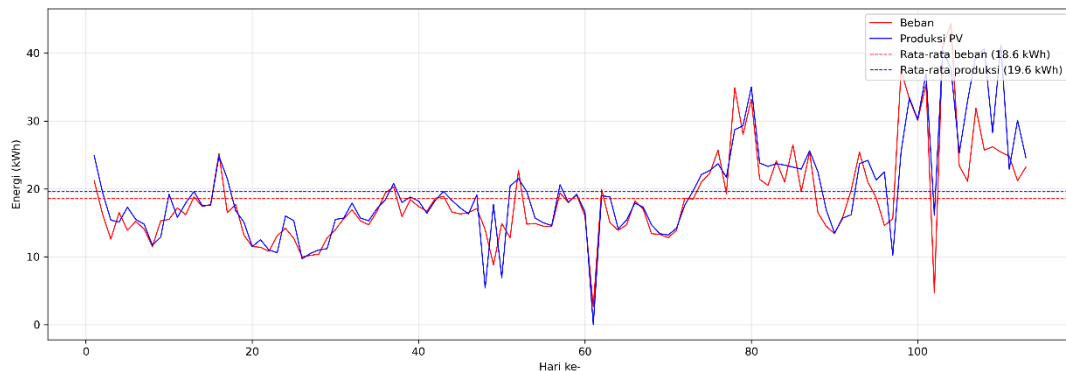
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Karakteristik Beban Dinamis

Variabilitas beban yang tinggi ini dapat diamati secara visual pada Gambar 2, yang memplot beban dan produksi PV harian selama 113 hari. Terjadi beberapa lonjakan beban ekstrem (di atas 35 kWh) yang terjadi secara sporadis, misalnya pada hari ke-25, ke-60, serta hari ke-85–90. Lonjakan tersebut muncul karena adanya pengoperasian peralatan berdaya tinggi secara bersamaan atau aktivitas rumah tangga non-rutin, seperti acara keluarga. Sebaliknya, produksi PV harian cenderung lebih stabil, dengan variasi yang terutama dipengaruhi oleh kondisi cuaca (misalnya tutupan awan) dan bukan oleh pola konsumsi. Akibatnya, pada hari-hari dengan beban normal (20–30 kWh), produksi PV umumnya surplus sehingga mampu mengisi baterai; sementara pada hari-hari dengan lonjakan ekstrem, produksi PV sering kali tidak mencukupi, sehingga baterai harus menyuplai defisit yang besar. Ketidaksesuaian antara pola beban dan produksi PV ini memperkuat pentingnya kapasitas baterai yang memadai untuk meningkatkan tingkat swasembada energi (*self sufficiency*).

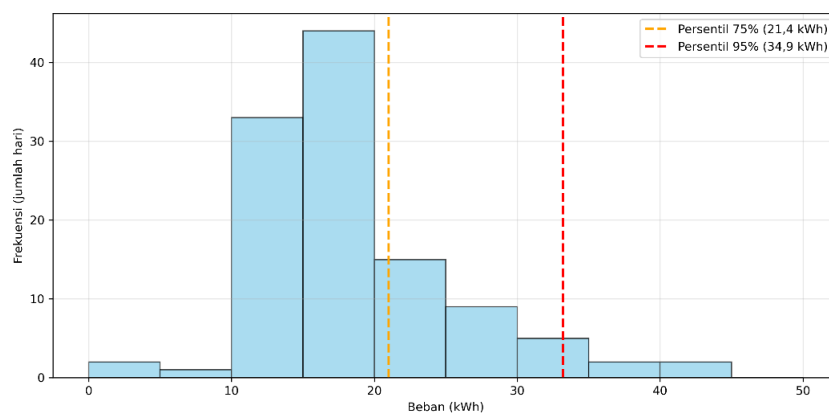
Temuan mengenai lonjakan beban ekstrem yang sporadis serta ketidaksesuaian antara pola beban dan produksi PV ini melengkapi hasil studi sebelumnya. Penelitian tentang profil beban rumah tangga (**Schopfer, dkk, 2018**) telah mengidentifikasi variabilitas beban harian yang tinggi, namun umumnya menggunakan profil sintesis atau rata-rata. Studi ini melengkapinya dengan bukti empiris dari data aktual 113 hari di Indonesia yang menunjukkan secara visual lonjakan ekstrem pada hari-hari tertentu. Demikian pula, kajian tentang *sizing* baterai residensial (**Weniger, dkk, 2014**) merekomendasikan penggunaan distribusi beban, tetapi belum secara eksplisit menghubungkan lonjakan sporadis dengan kebutuhan kapasitas pada persentil 95%. Penelitian ini melengkapi kedua studi tersebut dengan menunjukkan bahwa

kapasitas 30 kWh—yang setara dengan persentil 95% beban—mampu mengakomodasi lonjakan ekstrem tersebut, sementara kapasitas yang lebih kecil akan gagal pada hari-hari dengan lonjakan seperti yang teramati di hari ke-85–90.



Gambar 2. Pola beban dan produksi PV harian selama 113 hari

Untuk memahami seberapa sering beban melebihi ambang batas tertentu, Gambar 3 menyajikan histogram distribusi beban. Lebih dari 75% hari memiliki beban di bawah 21,4 kWh, sehingga baterai berkapasitas sedang (misal 16–20 kWh) sudah cukup untuk menutup beban malam pada sebagian besar waktu. Namun, persentil 95% berada pada 34,9 kWh, artinya satu dari dua puluh hari akan memiliki beban di atas 34,9 kWh. Beban maksimum 44,3 kWh hanya terjadi pada kurang dari 1% hari. Dengan kata lain, kejadian ekstrem jarang terjadi tetapi sangat menuntut kapasitas baterai yang besar.



Gambar 3. Histogram distribusi beban harian

Karakteristik ini—yakni beban yang bervariasi dalam rentang lebar dengan ekor distribusi yang panjang (*long tail*)—menjadikan pendekatan deterministik (merancang berdasarkan satu nilai beban representatif) tidak memadai. Pendekatan probabilistik seperti Monte Carlo diperlukan untuk memperhitungkan ketidakpastian dan menghasilkan rekomendasi kapasitas baterai yang dapat diandalkan pada tingkat probabilitas tertentu (misal 95%). Oleh karena itu, dalam penelitian ini, simulasi Monte Carlo digunakan untuk menentukan kapasitas baterai minimum yang memenuhi target probabilitas SSR >80%.

Berdasarkan histogram pada Gambar 3, distribusi beban tidak simetris dengan dua puncak (bimodal): puncak tertinggi pada 30 kWh (93 hari) dan puncak kedua pada 5 kWh (42 hari), serta ekor panjang hingga 45 kWh. Karakteristik ini menegaskan bahwa variabilitas beban harian sangat lebar, sehingga kapasitas baterai yang memadai untuk sebagian besar hari

(misal 16–20 kWh untuk menutup 75% hari) belum tentu cukup untuk menangani kejadian ekstrem pada persentil 95% (34,9 kWh) atau maksimum 44,3 kWh.

Penelitian ini menemukan bahwa simulasi Monte Carlo berbasis histogram beban empiris mampu menentukan kapasitas baterai minimum yang memenuhi target probabilitas SSR >80% pada sistem PV-baterai residensial Indonesia. Temuan ini melengkapi studi sebelumnya yang menekankan perlunya pemodelan ketidakpastian beban dan iradiasi secara stokastik (**Moghaddam, dkk, 2021**), serta memperkuat pendekatan statistik untuk optimasi kapasitas baterai berbasis permintaan puncak (**Nematirad, dkk, 2023**). Di sisi lain, hasil ini memberikan pelengkap terhadap optimasi kapasitas baterai konvensional di Indonesia dengan menambahkan dimensi probabilistik berbasis tingkat keandalan (**Winanti, dkk, 2026**).

3.2 Validasi Model dengan Data High – Resolution

Hasil analisis pada subbab 3.1 menunjukkan bahwa beban dinamis memiliki variabilitas yang sangat tinggi, dengan sebagian besar hari terkonsentrasi di bawah 25 kWh tetapi terdapat ekor distribusi panjang hingga 44,3 kWh. Karakteristik ini mengindikasikan bahwa pendekatan deterministik (memilih satu nilai beban representatif) tidak akan mampu menangkap risiko kegagalan pada hari-hari ekstrem. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan simulasi Monte Carlo yang menggabungkan *bootstrap* dari data agregat 113 hari (untuk mempertahankan distribusi beban dan produksi) serta profil intra-hari yang diekstrak dari data *high-resolution* 5 menit pada empat skenario (beban normal/ekstrem, kapasitas 16/32 kWh).

Sebelum menjalankan simulasi untuk semua kapasitas baterai, model terlebih dahulu divalidasi menggunakan data aktual *high-resolution*. Validasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa model numerik (yang menskalakan profil intra-hari, mengatur logika charge/discharge baterai, dan menentukan kapan ATS beralih ke grid) mampu mereproduksi SSR yang terukur di lapangan dengan tingkat akurasi yang dapat diterima. Keempat skenario dalam Tabel 3 dipilih karena mencakup kondisi operasi yang paling ekstrem (beban tinggi, kapasitas baterai terbatas) sehingga jika model bekerja baik pada kasus-kasus sulit, maka model dapat diandalkan untuk simulasi lebih luas.

Tabel 3. Perbandingan SSR aktual dengan simulasi

Skenario	Kapasitas baterai (kWh)	Beban (kWh)	SSR aktual (%)	SSR simulasi (%)	SOC min aktual (%)
Normal 16 kWh	16	25,4	100	97,8	27
Ekstrem 16 kWh	16	34,9	98,7	96,2	14
Normal 32 kWh	32	15,6	100	99,1	66
Ekstrem 32 kWh	32	44,3	81,8	85,4	14

Berdasarkan Tabel 3, error antara SSR aktual dan SSR simulasi berkisar antara 1,3% hingga 4,6%, yang masih dalam batas toleransi untuk studi optimasi sistem energi. Validasi ini memberikan keyakinan bahwa model dapat digunakan untuk menghasilkan kurva probabilitas SSR pada berbagai kapasitas baterai.

3.3 Analisis Hasil Simulasi Monte Carlo (N = 5000)

Setelah model numerik divalidasi dengan data *high-resolution* (error 1,3–4,6%), simulasi Monte Carlo yang sebenarnya dijalankan untuk seluruh rentang kapasitas baterai 16 kWh hingga 48 kWh dengan interval 2 kWh. Sebanyak 5.000 skenario *bootstrap* dibangkitkan,

masing-masing terdiri dari 30 hari yang diambil secara acak dengan pengembalian dari 113 hari data agregat (beban dan produksi PV). Setiap hari dalam skenario menggunakan salah satu dari empat profil intra-hari yang diskalakan sesuai total energi harian. Parameter operasi (efisiensi *charge/discharge* 95%, batas SOC 20–90%) dan logika ATS sama persis dengan yang digunakan dalam validasi.

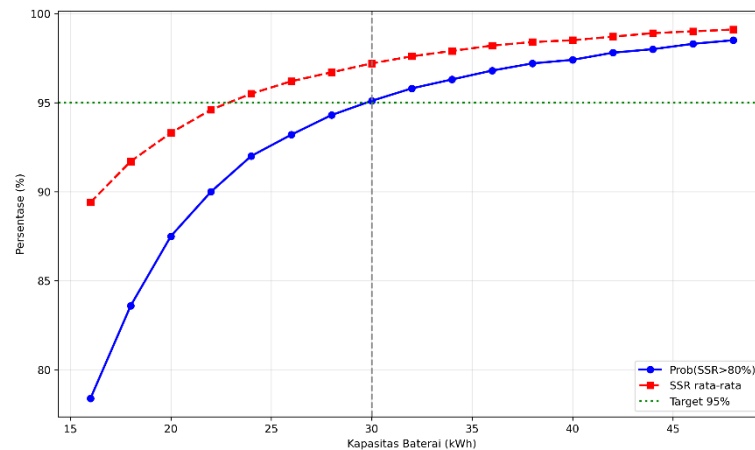
Dari simulasi ini, dihitung tiga indikator kinerja untuk setiap kapasitas baterai: (1) probabilitas SSR >80% (proporsi hari di mana sistem dapat memenuhi lebih dari 80% beban tanpa grid), (2) SSR rata-rata, dan (3) probabilitas tanpa grid (hari yang sepenuhnya mandiri). Tabel 4 menyajikan hasil lengkap untuk semua kapasitas. Gambar 4 memplot probabilitas SSR >80% dan SSR rata-rata terhadap kapasitas baterai, serta menandai target 95% dan kapasitas 30 kWh.

Tabel 4. Hasil simulasi Monte Carlo untuk berbagai kapasitas baterai

Kapasitas baterai (kWh)	Probabilitas SSR>80% (%)	SSR rata-rata (%)	Probabilitas tanpa grid (%)
16	78,4	89,4	37,7
18	83,6	91,7	47,8
20	87,5	93,3	56,0
22	90,0	94,6	62,8
24	92,0	95,5	68,6
26	93,2	96,2	72,8
28	94,3	96,7	76,8
30	95,1	97,2	79,8
32	95,8	97,6	82,3
34	96,3	97,9	84,6
36	96,8	98,2	86,5
38	97,2	98,4	88,0
40	97,4	98,5	89,1
42	97,8	98,7	90,6
44	98,0	98,9	91,5
46	98,3	99,0	92,7
48	98,5	99,1	93,6

Berdasarkan Tabel 4 dan Gambar 4, terlihat bahwa pada rentang kapasitas 16–24 kWh, setiap tambahan 2 kWh memberikan peningkatan probabilitas yang signifikan, yaitu antara 2–5% per langkah. Sebagai contoh, dari 16 kWh ke 18 kWh terjadi lonjakan dari 78,4% menjadi 83,6% (+5,2%), sedangkan dari 18 kWh ke 20 kWh naik menjadi 87,5% (+3,9%). Setelah melewati kapasitas 30 kWh, kurva mulai melandai: kenaikan dari 30 kWh (95,1%) ke 32 kWh (95,8%) hanya +0,7%, dan dari 32 kWh ke 34 kWh (96,3%) naik +0,5%. Di atas 40 kWh, peningkatan probabilitas kurang dari 0,2% per tambahan 2 kWh.

Hal ini menunjukkan bahwa kapasitas 30 kWh merupakan titik optimal (*knee point*) di mana manfaat tambahan mulai sangat kecil. Sementara itu, SSR rata-rata meningkat secara monoton namun juga melandai dari 89,4% (16 kWh) menjadi 99,1% (48 kWh), dengan kapasitas 30 kWh mencapai 97,2%. Adapun probabilitas tanpa grid (hari yang sepenuhnya mandiri) meningkat dari 37,7% (16 kWh) menjadi 93,6% (48 kWh), dengan nilai 79,8% pada kapasitas 30 kWh. Fenomena ini mengindikasikan bahwa setelah kapasitas melebihi 30 kWh, manfaat tambahan menjadi semakin kecil.



Gambar 4. Kurva probabilitas SSR>80% dan SSR rata-rata terhadap kapasitas baterai

Penelitian ini memberikan pelengkap terhadap studi *sizing* baterai residensial yang umumnya menggunakan profil beban sintesis atau rata-rata (**Weniger, dkk, 2014**)(**Schopfer, dkk, 2018**) dengan menunjukkan bahwa penggunaan histogram beban empiris dan target probabilitas SSR menghasilkan rekomendasi kapasitas yang lebih realistis. Di sisi lain, temuan ini juga melengkapi analisis *self-consumption* pada bangunan (**Luthander, dkk, 2015**) dengan menambahkan metrik probabilitas SSR >80% sebagai indikator keandalan yang lebih bermakna bagi pengguna akhir di daerah dengan akses grid terbatas.

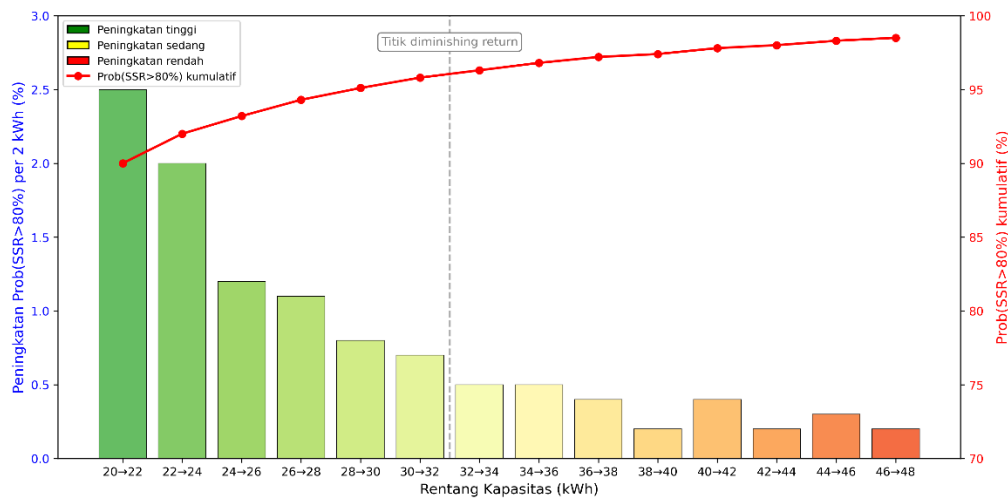
3.4 Analisis *Diminishing Return* dan Penentuan Kapasitas Optimal

Gambar 5 menyajikan peningkatan *marginal prob* (SSR>80%) per tambahan 2 kWh (batang berwarna gradien) dan akumulasi probabilitas (garis merah). Pada rentang kapasitas rendah (20→22 kWh), setiap penambahan 2 kWh meningkatkan probabilitas sebesar 2,5%. Setelah melewati 30 kWh, peningkatan marginal menurun drastis: 30→32 kWh hanya +0,7%, dan terus melandai hingga +0,2% pada 46-48 kWh. Perbedaan laju peningkatan marginal ini secara langsung berkaitan dengan bentuk distribusi beban harian. Pada rentang kapasitas 16–24 kWh, kapasitas baterai masih berada di bawah persentil 75% beban (21,4 kWh). Setiap tambahan 2 kWh di rentang ini secara signifikan memperluas cakupan hari-hari dengan beban sedang hingga tinggi, karena banyak hari yang memiliki beban antara 20–30 kWh. Akibatnya, peningkatan probabilitas cukup besar (2–5% per langkah). Sebaliknya, setelah kapasitas melebihi 30 kWh, baterai telah mampu mencakup seluruh beban hingga persentil 95% (34,9 kWh). Sisa hari yang belum terlayani hanyalah kejadian ekstrem dengan beban di atas 35 kWh, yang frekuensinya sangat jarang (kurang dari 5% hari). Oleh karena itu, tambahan kapasitas di atas 30 kWh hanya memberikan peningkatan marginal yang kecil, karena hanya memperbaiki kinerja pada sebagian kecil hari dengan lonjakan ekstrem. Fenomena ini mencerminkan hukum *diminishing returns* dalam optimasi kapasitas baterai: semakin mendekati batas atas distribusi beban, semakin kecil manfaat setiap penambahan kapasitas.

Fenomena ini disebabkan oleh dua faktor utama:

1. Distribusi beban yang miring ke kanan. Sekitar 80% hari memiliki beban ≤ 30 kWh, sehingga baterai 30 kWh sudah cukup untuk menutup defisit malam pada sebagian besar waktu. Tambahan kapasitas hanya berguna untuk hari ekstrem (>35 kWh) yang frekuensinya rendah (<5%).

2. Keterbatasan produksi PV. Pada hari dengan beban tertinggi (44,3 kWh), produksi PV hanya 40,4 kWh. Dengan demikian, total energi yang tersedia tidak akan pernah mencukupi beban, berapapun besar kapasitas baterai.



Gambar 5. Analisis Diminishing Return Kapasitas Baterai

Dengan demikian, kapasitas optimal dari sisi teknis adalah 30 kWh ($\text{Prob}(\text{SSR} > 80\%) = 95,1\%$) hingga 32 kWh (95,8%). Kapasitas di atas 32 kWh memberikan peningkatan kurang dari 0,5% per 2 kWh dan tidak direkomendasikan kecuali untuk kebutuhan keandalan yang sangat tinggi (misal $> 97\%$).

4. KESIMPULAN

Berdasarkan simulasi Monte Carlo dengan 5.000 skenario yang memanfaatkan data agregat 113 hari serta divalidasi menggunakan data *high-resolution* 5 menit pada sistem PLTS *off grid* berkapasitas 8,12 kWp, penelitian ini menghasilkan beberapa temuan utama. Kapasitas baterai optimal untuk mencapai probabilitas rasio swasembada (SSR) $> 80\%$ sebesar 95% adalah 30 kWh, dengan nilai $\text{Prob}(\text{SSR} > 80\%)$ mencapai 95,1%. Kapasitas 32 kWh hanya memberikan peningkatan marginal menjadi 95,8% atau +0,7% per tambahan 2 kWh. Validasi dengan data lapangan menunjukkan bahwa baterai 16 kWh masih aman untuk beban normal (SOC minimum 27%), tetapi gagal pada beban ekstrem 34,9 kWh/hari karena SOC turun hingga 14% di bawah batas aman; sementara baterai 32 kWh pada beban 44,3 kWh/hari hanya mencapai SSR aktual 81,8% dengan durasi peralihan ke grid mencapai 4,5 jam, yang disebabkan oleh keterbatasan produksi PV (40,4 kWh) yang tidak mampu menutupi defisit beban. Analisis *diminishing return* memperlihatkan bahwa setelah kapasitas melebihi 30 kWh, setiap tambahan 2 kWh memberikan peningkatan probabilitas kurang dari 0,5%, sehingga kapasitas di atas 32 kWh tidak efisien secara teknis. Oleh karena itu, untuk sistem PLTS *off grid* dengan PV 8,12 kWp direkomendasikan baterai berkapasitas 30–32 kWh, di mana 30 kWh merupakan nilai minimum yang memenuhi target keandalan 95%, sedangkan 32 kWh memberikan margin kecil dengan peningkatan yang tidak signifikan.

DAFTAR RUJUKAN

- Alramlawi, M., & Li, P. (2020). Design Optimization of a Residential PV-Battery Microgrid With a Detailed Battery Lifetime Estimation Model. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(2), 2020–2030. <https://doi.org/10.1109/TIA.2020.2965894>
- Cho, D., & Valenzuela, J. (2020). Optimization of residential off-grid PV-battery systems. *Solar Energy*, 208, 766–777. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.08.023>
- Gusmedi, H., Zebua, O., Khairan, A., & Samosir, A. (2024). Maximizing Self-Consumption in Industrial Hybrid PV Systems: A Case Study on Indonesia's Energy Policies. *Nanotechnology Perceptions*, 36–49. <https://doi.org/10.62441/nano-ntp.vi.2437>
- Huang, W., Wang, J., Wang, J., Zhou, M., Cao, J., & Cai, L. (2024). Capacity optimization of PV and battery storage for EVCS with multi-venues charging behavior difference towards economic targets. *Energy*, 313, 133833. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.133833>
- Karttunen, L., Jouttijärvi, S., Jasielec, J. J., Niskanen, J., Huerta, H., Ranta, S., & Miettunen, K. (2026). The impact of battery scheduling strategies on profitability considering battery usage costs and dynamic electricity pricing in Nordic residential PV–battery system. *Journal of Energy Storage*, 154, 121301. <https://doi.org/10.1016/j.est.2026.121301>
- Li, S., Zhang, T., Liu, X., & Liu, X. (2023). A Battery Capacity Configuration Method of a Photovoltaic and Battery System Applied in a Building Complex for Increased Self-Sufficiency and Self-Consumption. *Energies*, 16(5), 2190. <https://doi.org/10.3390/en16052190>
- Luthander, R., Widén, J., Nilsson, D., & Palm, J. (2015). Photovoltaic self-consumption in buildings: A review. *Applied Energy*, 142, 80–94. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.028>
- Saud, M. N. M., & Rasid, M. M. (2024). Maximum Self-Consumption Planning Framework Considering Energy Management System for Optimal Photovoltaic-Battery System in Distribution Network. *ELEKTRIKA- Journal of Electrical Engineering*, 23(2), 23–31. <https://doi.org/10.11113/elektrika.v23n2.491>
- Toosi, H. (2025). Life Cycle Cost Optimization of Battery Energy Storage Systems for BIPV-Supported Smart Buildings: A Techno-Economic Analysis. *Sustainability (Switzerland)*, 17(13). <https://doi.org/10.3390/su17135820>
- Moghaddam, S., Bigdeli, M., & Moradlou, M. (2021). Optimal design of an off-grid hybrid renewable energy system considering generation and load uncertainty: the case of Zanjan city, Iran. *SN Applied Sciences*, 3(8), 732. <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04718-x>

- Nematirad, R., Pahwa, A., Natarajan, B., & Wu, H. (2023). Optimal sizing of photovoltaic-battery system for peak demand reduction using statistical models. *Frontiers in Energy Research*, 11. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1297356>
- Nyholm, E., Goop, J., Odenberger, M., & Johnsson, F. (2016). Solar photovoltaic-battery systems in Swedish households – Self-consumption and self-sufficiency. *Applied Energy*, 183, 148–159. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.172>
- Saad, N. Md., Sujod, M. Z., Ridzuan, M. I. M., Abas, M. F., Jadin, M. S., Bakar, M. S., & Ahmad, A. Z. (2019). Solar irradiance uncertainty management based on Monte Carlo-beta probability density function: case in Malaysian tropical climate. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 8(3), 1135–1143. <https://doi.org/10.11591/eei.v8i3.1581>
- Schopfer, S., Tiefenbeck, V., & Staake, T. (2018). Economic assessment of photovoltaic battery systems based on household load profiles. *Applied Energy*, 223, 229–248. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.185>
- Wardi, F., Louzazni, M., Hanine, M., Baghaz, E., & Padmanaban, S. (2025). Optimizing photovoltaic parameters with Monte Carlo and parallel resistance adjustment. *Energy Conversion and Management: X*, 25, 100833. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2024.100833>
- Weniger, J., Tjaden, T., & Quaschnig, V. (2014). Sizing of Residential PV Battery Systems. *Energy Procedia*, 46, 78–87. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.01.160>
- Winanti, N., Taryana, E., Iskandar, H. R., Haz, F., Setia, G. A., Nurjaman, D. F., & Butarbutar, H. (2026). Optimasi Kapasitas Baterai Pada Perancangan PLTS Off-Grid di Indonesia. *TELKA - Telekomunikasi, Elektronika, Komputasi dan Kontrol*, 12(1), 110–117. <https://doi.org/10.15575/telka.v12n1.110-117>