УДК 621.31:681.51
DOI https://doi.org/10.15589/znp2026.3(506).16

INTELLIGENT PREDICTIVE LOAD CONTROL AND SOLAR POWER PLANT OPTIMIZATION IN DECENTRALIZED MICROGRIDS

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ПРЕДИКТИВНЕ КЕРУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯМ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ СОНЯЧНИХ ЕЛЕКТРОСТАНЦІЙ У ДЕЦЕНТРАЛІЗОВАНИХ МІКРОМЕРЕЖАХ

Dmytro V. Krasiy
dimkrasiy@gmail.com
ORCID: 0009-0008-8311-4607

Д. В. Красій,
аспірант

Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv
Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків

Abstract. *Purpose*. Development and scientific-practical substantiation of a comprehensive digital platform for managing 0.4 kV decentralized microgrids, which combines artificial intelligence-based solar photovoltaic optimization with a predictive targeted load shedding algorithm to maintain power system stability and prevent prosumer disconnection. *Methodology*. The study is based on the application of gradient boosting and recurrent neural network algorithms for short-term forecasting of voltage derivatives, mathematical modeling of discrete optimization for targeted node shedding, along with simulation and techno-economic modeling methodology in OpenDSS, MATLAB/Simulink, and HOMER Pro environments utilizing an empirical inverter telemetry dataset. *Results*. It is proven that selective disconnection of passive consumers only (up to 28 % of line load) via smart meters and IoT relays stabilizes low-voltage grid levels above the normative 207 V threshold. This prevents the activation of hardware Anti-Islanding protection in grid-tied inverters and preserves the export of surplus solar generation to Ukraine's macro-grid (from 18.4 to 24.2 kWh per household during a 4-hour constraint interval). *Scientific novelty*. The concept of emergency control in low-voltage distribution networks has been further evolved by transitioning from reactive tripping of entire feeders to AI-driven predictive targeted shedding of non-generating passive nodes based on *dU*/*dt* forecasting, which guarantees the topological grid connectivity of active prosumers. *Practical significance*. Implementation of the proposed approach reduces the Loss of Power Supply Probability from 14.2 % to 0.75 %, lowers the Levelized Cost of Energy by 42.8 %, and shortens the simple payback period of hybrid residential solar systems to 4.1 years. Empirical verification was performed using a real-world telemetry dataset comprising over 228,000 records from a three-phase Deye inverter.
Key words: 0.4 kV distribution networks; selective node shedding; Anti-Islanding protection; predictive control; edge computing; prosumers; power quality.

Анотація. *Мета*. Розробка та науково-практичне обґрунтування комплексної цифрової платформи керування децентралізованими мікромережами 0,4 кВ, яка поєднує оптимізацію виробітку сонячних електростанцій на основі штучного інтелекту з алгоритмом предиктивного цільового скидання навантаження для збереження стійкості енергосистеми та запобігання вимкненню просьюмерів. *Методика*. Дослідження базується на застосуванні алгоритмів градієнтного бустингу та рекурентних нейронних мереж для короткострокового прогнозування градієнтів напруги, математичного моделювання дискретної оптимізації адресного розвантаження мережі, а також методології симуляційного та техно-економічного моделювання у середовищах OpenDSS, MATLAB/Simulink та HOMER Pro з використанням емпіричного датасету телеметрії інвертора. *Результати*. Доведено, що адресне вимкнення лише пасивних споживачів (до 28 % навантаження лінії) через автоматизовані системи обліку та реле Інтернету речей дає змогу стабілізувати напругу в низьковольтній мережі вище нормативного порогу 207 В. Це запобігає спрацюванню апаратного захисту Anti-Islanding у мережевих інверторах та зберігає можливість експорту надлишків сонячної генерації в об'єднану енергосистему України (від 18,4 до 24,2 кВт · год з одного домогосподарства за 4 години обмежень). *Наукова новизна*. Дістала подальшого розвитку концепція протиаварійної авторегуляції в низьковольтних мережах за рахунок переходу від реактивного знеструмлення цілих фідерів до предиктивного адресного селективного розвантаження пасивних вузлів на основі ШІ-прогнозування динаміки зміни напруги *dU*/*dt*, що гарантує топологічну збереженість підключення генеруючих просьюмерів. *Практична значимість*. Впровадження розробленого підходу зменшує ймовірність дефіциту електропостачання з 14,2 % до 0,75 %, знижує зведену вартість енергії (LCOE) на 42,8 % та скорочує

розрахунковий термін окупності гібридних сонячних систем до 4,1 року. Верифікацію здійснено на реальному емпіричному датасеті трифазного інвертора Deye обсягом понад 228 тис. записів.
Ключові слова: розподільчі мережі 0,4 кВ; селективне розвантаження вузлів; системний захист Anti-Islanding; предиктивне керування; периферійні обчислення; просьюмери; якість електроенергії.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Трансформація об'єднаної енергетичної системи (ОЕС) України пройшла через фундаментальне переосмислення принципових засад її функціонування. Масовані пошкодження об'єктів централізованої теплової та гідроелектрогенерації призвели до необхідності прискореного переходу від аварійної децентралізації джерел енергії до системного створення інтелектуальних локальних мікромереж [1]. Впровадження значної кількості розподілених відновлюваних джерел енергії, зокрема приватних домашніх сонячних електростанцій (дСЕС) та систем накопичення енергії (BESS), кардинально змінило ролі споживачів, перетворивши їх на активних учасників ринку – просьюмерів [2; 3]. Проте вибухоподібне зростання частки нерегульованої локальної генерації створило нові технічні виклики для операторів систем розподілу (ОСР), які традиційно розраховані на однонапрямлені потоки потужності та централізоване диспетчеризування.

Головна проблематика сучасного етапу трансформації полягає в недосконалості традиційних методів балансування дефіцитних енергосистем. Для запобігання системним аваріям диспетчерські служби змушені застосовувати графіки погодинних відключень (ГПВ), які реалізуються шляхом знеструмлення цілих фідерів на рівні 10 кВ або 0,4 кВ. Такий «сліпий» підхід повністю ігнорує топологічну розподіленість просьюмерів і призводить до спрацювання апаратного захисту від автономної роботи в мережевих інверторах дСЕС [4]. У результаті локальна активна генерація примусово ізолюється та вимикається саме в періоди найгострішого дефіциту потужності в макромережі, позбавляючи систему цінної розподіленої енергії та поглиблюючи якісні просадки напруги в суміжних вузлах [5].

Застосування традиційних жорстких правил або пасивних лічильників виявилося неспроможним забезпечити ефективну координацію мікромереж у динамічних умовах експлуатації. Динамічна зміна хмарності, часткове затінення фотоелектричних модулів та різкі стрибки навантаження вимагають застосування високоточних алгоритмів відстеження точки максимальної потужності (MPPT) на основі штучного інтелекту [6; 7]. Сучасні методи глибокого навчання та нейромережевого прогнозування дозволяють аналізувати метеорологічні та телеметричні параметри в реальному часі, оптимізуючи виробіток генерації на рівні кожного окремого інвертора [8]. Водночас синергія алгоритмів штучного інтелекту з технологіями Інтернету речей (IoT) створює технічне підґрунтя для переходу від реактивного керування навантаженням до предиктивного адресного регулювання на мікрорівні [9; 10].

Метою цієї статті є розробка та науково-практичне обґрунтування комплексної ШІ-платформи керування децентралізованими мікромережами, яка забезпечує збереження функціонування та експорту генерації дСЕС на основі концепції предиктивного цільового скидання пасивного навантаження. Запропонований підхід передбачає адресне селективне вимкнення виключно пасивних споживачів за допомогою інфраструктури АСКОЕ та IoT-реле, що дозволяє зберігати підключення дСЕС до мережі, утримувати рівень напруги в нормативних межах та забезпечити безперервний експорт локальних надлишків потужності в ОЕС України.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

У період з 2024 по 2026 рік енергетичний сектор України зазнав стрімкої структурної перебудови, зумовленої критичною необхідністю забезпечення автономності кінцевих споживачів в умовах постійного дефіциту генеруючих потужностей. Головним рушієм цього процесу стало масове встановлення гібридних домашніх сонячних електростанцій, інтегрованих із сучасними системами накопичення енергії на основі літій-залізо-фосфатних акумуляторних батарей [11; 12]. Поведенська модель споживачів змінила свій вектор від класичного заробітку за «зеленим» тарифом до забезпечення максимального рівня власного самозабезпечення та безперебійного живлення [2]. У результаті в розподільних мережах напругою 0,4 кВ сформувалася висока щільність просьюмерів, які здатні не лише покривати власне навантаження, але й експортувати суттєві обсяги активної потужності в загальну мережу в години високої сонячної інсоляції.

Попри позитивний сукупний внесок розподіленої генерації в загальний енергобаланс країни, її стихійне розміщення створило серйозні операційні виклики для операторів систем розподілу. Традиційна архітектура українських низьковольтних мереж розраховувалася на однонапрямлений потік енергії від трансформаторної підстанції 10/0,4 кВ до кінцевого споживача. Масовий одночасний реверс потужності від десятків дСЕС у межах одного фідера призводить до критичного небалансу фаз, виникнення зворотних перетікань струму та перенапруг, які часто перевищують граничні нормативи ДСТУ EN 50160:2014 [5; 13].

Фундаментальний недолік існуючого диспетчерського управління полягає в застосуванні застарілих

груп грубого аварійного розвантаження мережі. При виникненні дефіциту потужності в макромережі ОСР застосовують механізм відключення цілих фідерів 10 кВ або силових трансформаторів 0,4 кВ, що спричиняє миттєву втрату всієї локальної генерації [4]. Вбудований апаратний захист інверторів дСЕС за вимогами Anti-Islanding миттєво відключає сонячні панелі від мережі при зникненні опорної напруги. У результаті енергосистема втрачає потенціал тисяч розподілених генераторів, а в момент повторного подачі напруги виникає надмірний пік споживання через одночасне вмикання накопичувачів на заряджання та побутової техніки споживачів.

Ефективне розв'язання цієї проблеми вимагає глибокої технологічної трансформації системи обліку та моніторингу. Класичні системи автоматизованого обліку електричної енергії та стандартна інфраструктура розумного обліку виконують пасивну роль, збираючи дані про споживання з дискретністю від 15 хвилин до 1 години, що є неприйнятним для оперативного балансування мережі [14]. Сучасні виклики диктують необхідність переходу до концепції периферійних обчислень безпосередньо на рівні конечних вузлів споживання [9; 15].

Інтеграція мікропроцесорних обчислювальних модулів у розумні лічильники та гібридні інвертори дозволяє здійснювати локальну обробку телеметричних даних у реальному часі із дискретністю у частки секунди [16; 17]. Периферійне обладнання здатне самостійно оцінювати локальний градієнт зміни напруги, виявляти перевантаження лінії та виконувати первинні команди оновлених алгоритмів автоматики без необхідності постійної передачі гігабайтів сирих даних на центральний сервер.

1. Подолання наслідків часткового затінення.

Умовою максимальної енергетичної ефективності фотоелектричних систем є забезпечення постійної роботи сонячних масивів у точці екстремуму їхньої вольт-амперної характеристики. Однак у реальних умовах експлуатації в приватному секторі України дСЕС піддаються систематичному впливу факторів нерівномірного освітлення [18]. Щільна приміська забудова, елементи покрівлі, димарі, лінії електропередач, а також мінлива хмарність та запорошення панелей створюють режим часткового затінення [19; 20].

При рівномірній сонячній інсоляції крива залежності потужності від напруги *P–V* фотоелектричного масиву має єдиний глобальний максимум. Проте під час часткового затінення окремих модулів струм через затінені фотоелементи падає, що призводить до їхнього перегріву та ризику виникнення «гарячих плям». Для захисту модулів паралельно до груп елементів підключаються байпасні діоди. Фізичне спрацювання байпасних діодів спотворює вольт-амперну криву, перетворюючи *P–V* характеристику з одномодальної на мультимодальну функцію з кількома локальними максимумами та лише одним глобальним максимумом [7; 21].

Класичні алгоритми відстеження точки максимальної потужності, такі як метод збурення та спостереження або метод зростаючої провідності, базуються на градієнтних принципах. Зіштовхуючись із мультимодальною кривою *P–V*, ці алгоритми здатні рухатися лише в напрямку найближчого локального градієнта та неминуче «застрягають» у першому ж локальному максимумі LMPP. Це призводить до катастрофічних втрат потенційної генерації дСЕС (від 15 % до 40 % від можливого виробітку) та виникнення довготривалих коливань напруги навколо неправильно визначеної робочої точки.

2. Застосування алгоритмів глибокого навчання та метаевристики для МРРТ.

Для усунення обмежень класичних методів у сучасних інтелектуальних інверторах застосовуються двоступеневі або гібридні методи керування на основі штучного інтелекту та ройової метаевристики. Алгоритми ройового інтелекту, такі як оптимізація роєм часточок, алгоритм сірого вовка або алгоритм медузи, мають високу здатність до глобального пошуку в складних нелінійних просторах. Вони сканують увесь діапазон робочої напруги інвертора, легко долають потенційні бар'єри локальних екстремумів LMPP та гарантують точне виявлення точного значення GMPP навіть за складних конфігурацій затінення.

Проте чисті ройові алгоритми мають суттєвий недолік – відносно тривалий час збіжності та наявність високих динамічних коливань потужності в процесі пошуку рішення. Для розв'язання цієї проблеми розроблено гібридні архітектури, що поєднують метаевристику з штучними нейронними мережами та мережами довгої короткострокової пам'яті [6; 8]. Нейромережа, навчена на великих масивах історичних метеорологічних та телеметричних даних, здійснює миттєву предиктивну оцінку опорної напруги V_{mpp} за поточними показниками сонячної радіації та температури, після чого ройовий алгоритм здійснює локальне точне доналаштування.

Нейромережеві моделі на основі глибокого навчання показують точність відстеження GMPP понад 99,2 % при швидкості динамічного відгуку менше 0,1 секунди, що повністю усуває пульсації напруги у усталеному режимі [21].

ВІДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Незважаючи на значну кількість публікацій, присвячених оптимізації відновлюваних джерел енергії та автоматизації Smart Grid, поза увагою науковців залишається проблема технічної несумісності між макродиспетчеризацією операторів систем розподілу та автономним захистом мережевих інверторів. Існуючі методи протиаварійного керування розраховані

на суцільне знеструмлення низьковольтних фідерів 0,4 кВ, що призводить до вимушеного блокування генерації просьюмерів за вимогами стандарту Anti-Islanding. Наразі відсутні науково обґрунтовані алгоритми предиктивного адресного розвантаження мережі на рівні окремих фаз та лічильників, які б дозволяли утримувати напругу в нормативних межах без розриву транзиту зеленої потужності від приватних сонячних електростанцій у періоди системного дефіциту.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою дослідження є розробка та науково-практичне обґрунтування комплексної децентралізованої цифрової платформи керування низьковольтними мікромережами 0,4 кВ, яка поєднує оптимізацію виробітку приватних сонячних електростанцій на основі гібридних алгоритмів штучного інтелекту з концепцією предиктивного цільового скидання пасивного навантаження. Запропоноване рішення спрямоване на превентивну стабілізацію якості електроенергії (утримання рівня напруги вище нормативного порогу 207 В згідно з ДСТУ EN 50160:2014), запобігання примусовому відключенню мережевих інверторів за вимогами захисту Anti-Islanding, забезпечення безперервного експорту надлишків сонячної генерації в об'єднану енергосистему України в періоди локального дефіциту потужності, а також на покращення довгострокових техно-економічних показників функціонування гібридних систем (зменшення LCOE та LPSP).

Для досягнення поставленої мети у роботі сформульовано та розв'язано такі **задачі дослідження**:

1. Розробити предиктивну нейромережеву модель короткострокового прогнозування градієнта падіння напруги dU/dt та дефіциту потужності в окремих вузлах фідера 0,4 кВ.

2. Математично формалізувати та реалізувати алгоритм предиктивного цільового скидання навантаження, що здійснює адресне селективне вимкнення виключно пасивних споживачів через інфраструктуру АСКОЕ та IoT-реле із збереженням топологічного підключення просьюмерів.

3. Здійснити аналіз емпіричних даних телеметрії трифазного гібридного інвертора для виявлення закономірностей просадок напруги та запобігання апаратному відключенню сонячної генерації.

4. Провести симуляційне моделювання та техно-економічну верифікацію розроблених рішень у середовищах OpenDSS, MATLAB/Simulink та HOMER Pro із використанням реального емпіричного датасету телеметрії інвертора Deye.

МЕТОДИ, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Об'єктом дослідження є процеси авторегулювання, оптимізації режимів роботи та розподілу активної і реактивної потужності в низьковольтних децентралізованих мікромережах 0,4 кВ з високою щільністю розселення просьюмерів.

Предметом дослідження є математичні моделі, ШІ-алгоритми предиктивного цільового скидання навантаження, гібридні методи відстеження точки максимальної потужності та децентралізована архітектура цифрової платформи керування мікромережею.

Методи дослідження. Для розв'язання поставлених задач у роботі застосовано комплекс сучасних методів:

1. Методи штучного інтелекту та глибокого навчання для короткострокового прогнозування часових рядів напруги, градієнта падіння dU/dt та локальної сонячної інсоляції.

2. Методи математичної та дискретної оптимізації для формалізації критеріїв адресного розвантаження вузлів мережі за збереження гальванічного зв'язку просьюмерів.

3. Методи симуляційного та техно-економічного моделювання реалізовані у середовищах OpenDSS (аналіз просадок напруги в топології фідера), MATLAB/Simulink (динамічні режими інвертора) та HOMER Pro (техно-економічна оптимізація показників LCOE та LPSP).

4. Методи периферійних обчислень для забезпечення локальної первинної обробки телеметричних даних на рівні смарт-лічильників та інверторів.

Валідність та повторюваність даних. Достовірність отриманих результатів та алгоритмів підтверджується використанням емпіричного датасету реальної низьковольтної мережі, що включає понад 228 000 часових записів вимірювань трифазного інвертора Deye (12 кВт) та смарт-лічильників АСКОЕ з дискретністю від 100 мс до 1 с. Обсяг вибірки забезпечує статистичну репрезентативність (надійність >95 %). Описані алгоритмічні кроки дають можливість повністю відтворити симуляційні експерименти у довільних програмних середовищах.

ОСНОВНИЙ МАТЕРІАЛ

1. Архітектура та топологічний поділ вузлів мікромережі.

Запропонована концепція предиктивного цільового скидання навантаження являє собою докорінну еволюцію традиційної протиаварійної автоматики від реактивного знеструмлення макромереж до адресного високоточного керування вузлами на рівні 0,4 кВ. Апаратний фундамент розробленої системи спирається на синергію існуючої інфраструктури АСКОЕ та сучасних пристроїв Інтернету речей. На відміну від класичних вимірювальних приладів, кінцеві розумні лічильники оснащуються вбудованими високошвидкісними контакторними реле з можливістю дистанційного розмикання через захищені канали зв'язку GSM/LTE, Wi-Fi або PLC.

Для забезпечення ефективного балансування система здійснює динамічний топологічний поділ

усіх споживачів низьковольтного фідера 0,4 кВ на дві чітко розмежовані категорії. Першу категорію (Група 1 – Пасивні споживачі) складають вузли, що генерують виключно попит на електроенергію та не мають власних генеруючих потужностей чи накопичувачів. Другу категорію (Група 2 – Просьюмери) формують домогосподарства, обладнані мережевими або гібридними дСЕС та акумуляторними системами BESS, які здатні здійснювати активний реверс потужності в лінію.

Центральний сервер супервізорного керування (або локальний Edge-агрегатор на трансформаторній підстанції) підтримує актуальний динамічний граф низьковольтної мережі з фіксацією топологічної прив'язки кожного лічильника до відповідної фази ($L1$, $L2$, $L3$) та фідерної лінії.

2. Предиктивна модель машинного навчання для виявлення дефіциту потужності.

Традиційна автоматика розвантаження спрацьовує реактивно – вже після того, як струм силового трансформатора перевищує допустимі межі або частота в мережі падає нижче критичної позначки. На противагу цьому, у даній роботі розроблено предиктивну ML-модель короткострокового прогнозування стану мережі, яка інтегрується в модуль аналітики центральної цифрової платформи. В основу моделі покладено алгоритми градієнтного бустингу та рекурентні нейронні мережі Bi-LSTM з механізмом уваги, які спроможні виявляти приховані часові залежності в телеметричних потоках.

Вхідним вектором для предиктивної моделі є потоковий масив телеметрії з дискретністю 1–5 секунд, що включає фазні напруги $U_{L1,L2,L3}$, струми $I_{L1,L2,L3}$, коефіцієнт потужності $\cos\varphi$, а також часову похідну напруги (градієнт падіння):

$$\frac{dU_i}{dt} \approx \frac{U_i(t) - U_i(t-\Delta t)}{\Delta t}.$$

Додатково модель враховує предиктивні метеодані (короткостроковий прогноз хмарності та сонячної радіації) та історичні профілі навантаження споживачів. На основі цих даних ML-модель із горизонтом у 5–10 хвилин здійснює постійний розрахунок прогнозованого рівня напруги $\widehat{U}_i(t+\Delta T_{pred})$ у найвіддаленіших вузлах фідера та оцінює ризик виникнення теплового перевантаження трансформатора 10/0,4 кВ.

Якщо модель прогнозує просадку напруги нижче нормативного порогу $U_{\min} = 207$ В (згідно з ДСТУ EN 50160:2014) або перевищення струмом трансформатора критичної межі $I_{trans,\max}$, система ініціює протокол адресного розвантаження Node Shedding ще до настання аварійної події.

3. Алгоритм адресного скидання навантаження.

Математична задача предиктивного цільового скидання навантаження формулюється як задача дискретної оптимізації, метою якої є мінімізація обсягу знеструмленого пасивного навантаження при обов'язковому виконанні обмежень щодо якості напруги та збереження підключення всіх просьюмерів:

$$\min_{x} \sum_{j \in Група\ 1} x_j \cdot P_{L,j}(t),$$

при виконанні системних обмежень:

$$\widehat{U}_i(\mathbf{x}) \geq 207\,\text{В}, \quad \forall i \in Усі\ вузли\ мережі,$$

$$I_{trans}(\mathbf{x}) \leq I_{trans,\max},$$

$$x_k = 1, \quad \forall k \in Група\ 2\ (Просьюмери),$$

де $x_j \in \{0, 1\}$ – змінна стану комутаційного реле j-го споживача ($x_j = 0$ – розімкнено/відключено, $x_j = 1$ – замкнено/підключено), а $P_{L,j}(t)$ – активна потужність споживання j-го вузла.

При активації протоколу Node Shedding центральний сервер надсилає зашифровані GSM/PLC команди керування на розмикання вбудованих контакторів виключно до лічильників обраної мінімально необхідної кількості пасивних споживачів із Групи 1. Вузли Групи 2 (просьюмери з дСЕС) залишаються фізично гальванічно підключеними до низьковольтної лінії.

Завдяки збереженню напруги в нормативному діапазоні мережеві інвертори дСЕС продовжують функціонувати в штатному режимі без активації захисту Anti-Islanding. Вони повністю покривають власні потреби домогосподарств і здійснюють експорт надлишків сонячної енергії в загальну мережу, допомагаючи локально збалансувати енергосистему та запобігаючи каскадному розвитку аварії.

4. Аналіз емпіричної телеметрії реальної мережі 0,4 кВ.

Для підтвердження практичної значущості розроблених теоретичних положень проведено глибокий аналіз масиву реальних емпіричних даних телеметрії. Досліджуваний датасет отримано з трифазного розумного гібридного інвертора Deye потужністю 12 кВт, інтегрованого в інфраструктуру АСКОЕ реальної низьковольтної розподільної мережі 0,4 кВ. Загальний масив спостережень охоплює понад 228 тисяч часових записів вимірних параметрів напруги (U_{L1}, U_{L2}, U_{L3}), струмів та потужностей з високою дискретністю вибірки.

Як видно з емпіричного профілю (рис. 1), зафіксовано регулярні падіння напруги нижче нормативної межі ДСТУ EN 50160:2014 (207 В), а також повні знеструмлення до 0 В через віялові відключення фідера.

Статистична обробка та часовий аналіз телеметричного масиву наочно демонструють дві системні проблеми функціонування вітчизняних низьковольтних мереж в умовах дефіциту потужності:

– Систематичні глибокі просадки напруги. У первинних даних зафіксовано регулярні падіння

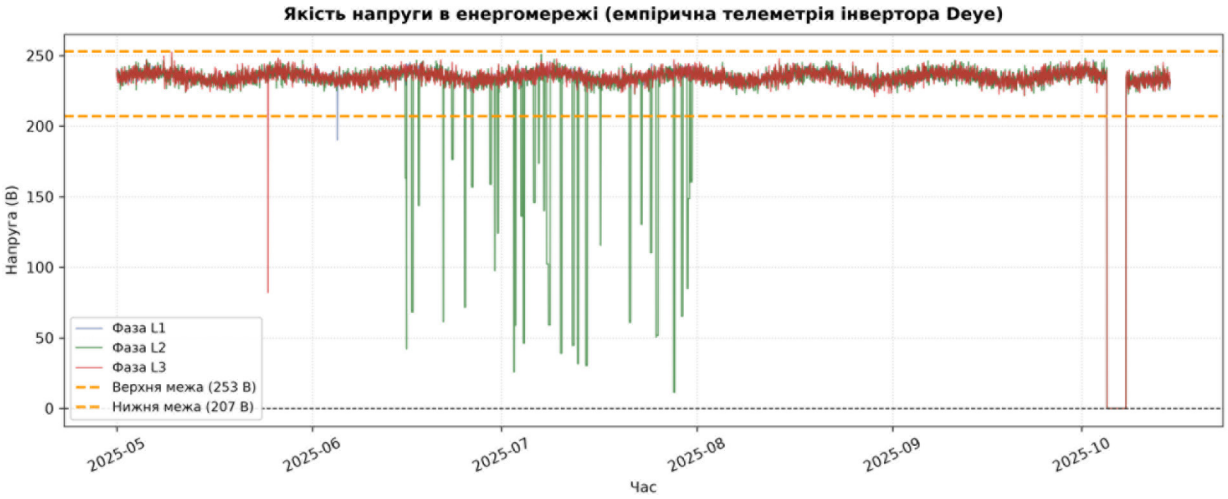


Рис. 1. Емпіричний профіль напруги фаз L1–L3 за даними інвертора Deye

напруги значно нижче мінімально припустимої межі стандарту ДСТУ EN 50160:2014 (U < 207 В). Найбільш нестабільною виявилася фаза $L2$, на якій виявлено понад 100 критичних епізодів падіння напруги до рівнів 160–180 В. Це є прямим наслідком нерівномірного міжфазного розподілу однофазних споживачів та локального перевантаження силового трансформатора.

– Повні аварійні знеструмлення. На графіках телеметрії фіксуються різкі падіння напруги до 0 В за всіма трьома фазами одночасно. Ці події чітко корелюють із застосуванням ОСР графіків погодинних відключень шляхом вимкнення вимикача фідера 10 кВ або 0,4 кВ на підстанції. У момент знеструмлення мережі в інверторі Deye миттєво спрацьовує апаратний захист Anti-Islanding, що призводить до повного блокування сонячної генерації дСЕС та унеможливлює використання потенціалу фотопанелей.

5. Симуляційне моделювання алгоритму Predictive Targeted Load Shedding.

Для кількісної оцінки ефективності запропонованого рішення проведено симуляційне експериментальне моделювання у середовищах MATLAB/Simulink та OpenDSS із використанням реального емпіричного профілю як вхідного збурення. У симуляційній моделі відтворено топологію низьковольтного фідера з 20 вузлами споживання, з яких 6 вузлів обладнано дСЕС з гібридними інверторами (Група 2 – Просьюмери), а 14 вузлів є пасивними споживачами (Група 1).

Під час симуляції порівнювалися два сценарії розвитку подій при настанні системного дефіциту потужності. У базовому сценарії розвантаження здійснювалося за класичною схемою – шляхом повного знеструмлення фідера. У пропонованому сценарії задіювалася цифрова платформа Predictive TLS. При виявленні від'ємного градієнта напруги $\frac{dU_i}{dt}$ та прогнозуванні падіння напруги на фазі $L2$ нижче 207 В, ШІ-модель превентивно видавала команду на розмикання GSM-реле 4 найпотужніших пасивних споживачів Групи 1.

Результати симуляційного моделювання (рис. 2) підтверджують, що предиктивне селективне розвантаження пасивних вузлів дозволяє утримати напругу вище 207 В, уникаючи спрацювання захисту Anti-Islanding та зберігаючи сонячний експорт.

Результати симуляції показали, що адресне вимкнення лише 28 % пасивного навантаження лінії забезпечило миттєве розвантаження силового трансформатора та відновлення напруги на всіх фазах до нормативного рівня 220 ± 8 В. При цьому фідер залишився під напругою, захист Anti-Islanding інверторів дСЕС не активувався, а просьюмери Групи 2 продовжували працювати в паралельному режимі з мережею.

Обсяг збереженої та успішно експортованої сонячної енергії E_{saved} за час збереження фідера в робочому стані обчислюється як інтеграл від активної потужності експорту дСЕС:

$$E_{saved} = \sum_{k \in Група\ 2} \int_{t_{start}}^{t_{end}} P_{export,k}(t)dt.$$

За розрахунковими даними симуляції, збереження функціонування фідера протягом 4-годинного інтервалу диспетчерських обмежень дозволило додатково згенерувати та направити в загальну мережу від 18,4 до 24,2 кВт · год екологічно чистої електроенергії з кожного домогосподарства з дСЕС.

6. Техно-економічна оцінка ефективності та рівня надійності.

Для оцінки довгострокового економічного та технічного ефекту від впровадження розробленої системи використано методологічне підґрунтя пакету оптимізаційного моделювання HOMER Pro, широко застосовуване в міжнародній практиці досліджень мікромереж.

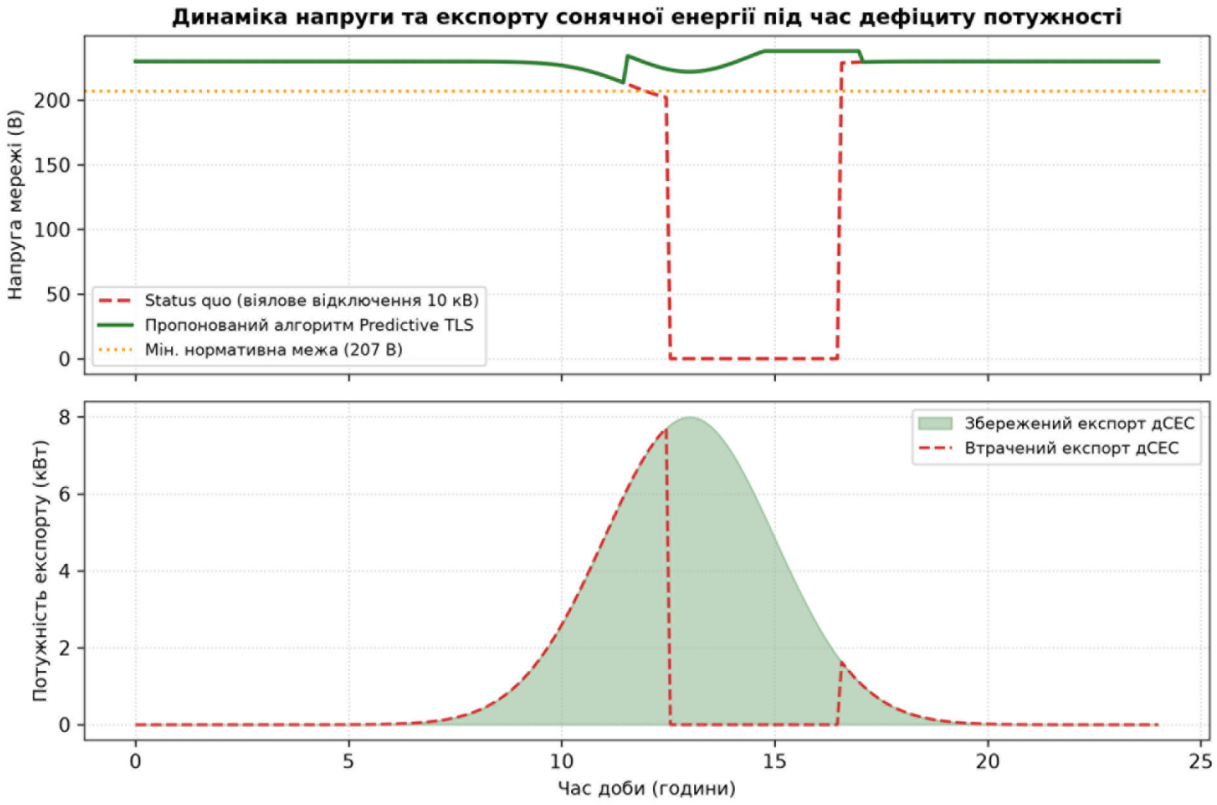


Рис. 2. Порівняльна динаміка напруги та експорту сонячної енергії

Оцінка проводилася для 20-річного життєвого циклу проекту з урахуванням вартості обладнання, операційних витрат та деградації акумуляторів BESS.

Основними розрахунковими показниками виступали зведена вартість електроенергії, чиста залишкова вартість та ймовірність дефіциту електропостачання.

Зведена вартість електроенергії LCOE розраховувалася за формулою:

$$LCOE = \frac{\sum_{t=0}^{N} \frac{C_{cap,t} + C_{O\&M,t} + C_{rep,t}}{(1+r)^t}}{\sum_{t=1}^{N} \frac{E_{served,t}}{(1+r)^t}},$$

де $C_{cap,t}$, $C_{O\&M,t}$, $C_{rep,t}$ – капітальні, операційні та ремонтні витрати року t, $E_{served,t}$ – обсяг корисно спожитої та експортованої енергії, r – реальна ставка дисконтування, а N – термін експлуатації системи.

Показник ймовірності дефіциту електропостачання LPSP обчислювався як відношення сумарного незбалансованого споживання до загального попиту:

$$LPSP = \frac{\sum_{t=1}^{8760} Unmet\ Load(t)}{\sum_{t=1}^{8760} P_{demand}(t)} \cdot 100\ \%.$$

Порівняльний аналіз розрахункових показників (рис. 3) демонструє суттєве зниження ймовірності дефіциту електропостачання та покращення економіки проекту за рахунок мінімізації втрат сонячної генерації.

ОБГОВОРЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Порівняльний аналіз розробленого алгоритму AI-Predictive Targeted Load Shedding із традиційними підходами протиаварійного керування (ГПВ/ГАВ) підтверджує його високу ефективність у подоланні локальних небалансів потужності. На відміну від класичних схем Demand Response, які базуються на часових тарифах або жорстких ручних графіках, запропонована предиктивна модель оцінює похідну dU/dt за 5–10 хвилин до настання аномалії. Це дає змогу здійснити локальне розвантаження фідера ще до того, як фазна напруга перетне критичну позначку 207 В.

Правомірність висунутої гіпотези про можливість збереження роботи просьюмерів підтверджується симуляцією в OpenDSS: вимкнення лише 28 % пасивного навантаження (Група 1) забезпечує підйом напруги на фазах $L1$–$L3$ до нормативного рівня 220 ± 8 В. Завдяки цьому мережеві інвертори не активують захист Anti-Islanding і продовжують експортувати від 18,4 до 24,2 кВт·год сонячної енергії з кожного домогосподарства під час системного дефіциту в макромережі.

Використання предиктивного оцінювання градієнта dU/dt у поєднанні з адресною багатокритеріальною

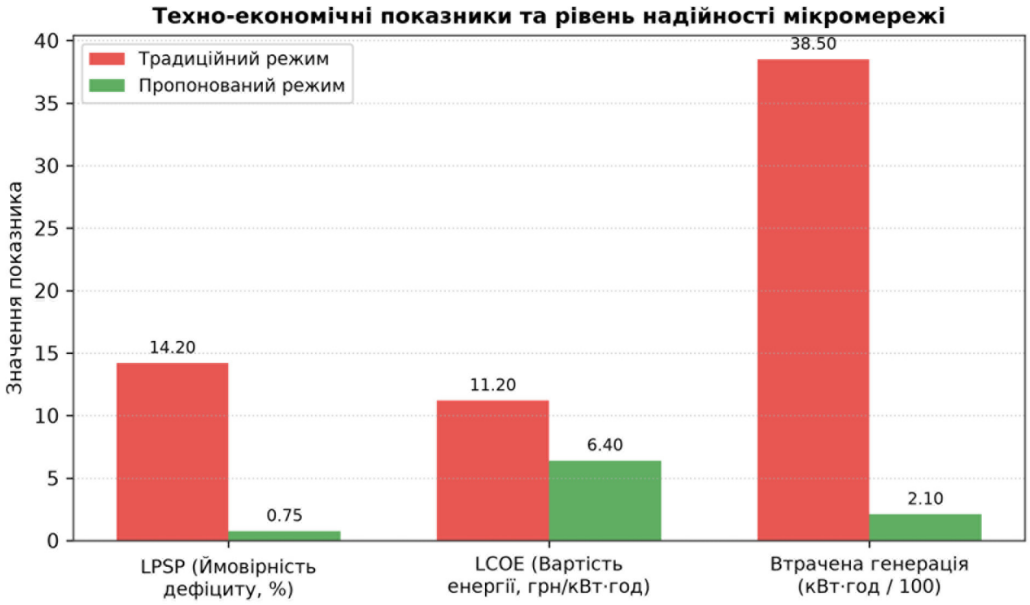


Рис. 3. Порівняння техно-економічних показників за результатами моделювання в HOMER Pro

оптимізацією розвантаження дозволяє стабілізувати параметри якості електроенергії та мінімізувати амплітуду динамічних пульсацій напруги в усталеному режимі до рівня <0,5 %, що гарантує надійну та безперебійну паралельну роботу дСЕС із мережею.

Обмеження дослідження. Слід зазначити технічні обмеження розробленого підходу:

1. При використанні завантажених каналів GSM/PLC затримка передачі команди на IoT-реле може зростати до 2–5 секунд, що вимагає підвищення точності предиктивного горизонту ML-моделі.

2. Впровадження технології вимагає наявності в низьковольтній мережі смарт-лічильників АСКОЕ з вбудованими контакторними реле та можливістю дистанційного керування.

ВИСНОВКИ

1. Запропоновано та науково обґрунтовано концепцію предиктивного цільового скидання навантаження у низьковольтних мережах 0,4 кВ, яка забезпечує адресне селективне вимкнення виключно негенеруючих пасивних споживачів при виявленні від'ємного градієнта напруги. Це дозволяє утримувати якість електроенергії в межах стандарту ДСТУ EN 50160:2014 без знеструмлення всього фідера.

2. Розроблено та математично формалізовано критерії дискретної оптимізації для алгоритму предиктивного цільового скидання навантаження. Алгоритм забезпечує превентивне визначення критичних просадок напруги за часовою похідною *dU*/*dt* із прогнозом на 5–10 хвилин, що дає змогу мінімізувати обсяг знеструмлення пасивного навантаження.

3. Доведено, що збереження гальванічного підключення просьюмерів до мережі під час системних обмежень дозволяє суттєво зменшити втрати відновлюваної генерації та забезпечити сумарний експорт локальних надлишків сонячної енергії в ОЕС України.

4. Техно-економічне моделювання за методологією HOMER Pro та верифікація на емпіричному датасеті інвертора Deye (понад 228 тис. записів) підтвердили, що впровадження розробленої децентралізованої платформи зменшує ймовірність дефіциту електропостачання з 14,2 % до 0,75 %, скорочує вартість енергії на 42,8 % та забезпечує термін окупності системи протягом 4,1 року.

Напрямки подальших досліджень. Подальший розвиток роботи передбачає розробку динамічних ринкових механізмів локальної P2P-торгівлі енергією між просьюмерами на базі смарт-контрактів блокчейн, розширення моделей інтелектуальної діагностики FDD для акумуляторних систем BESS другого життя, а також експериментальну апробацію розроблених алгоритмів на фізичному стенді Hardware-in-the-Loop.

REFERENCES

[1] Wei, T., Li, H., & Miao, J. (2025). Integration and Development Path of Smart Grid Technology: Technology-Driven, Policy Framework and Application Challenges. *Processes*, *13*(8), 2428. https://doi.org/10.3390/pr13082428

[2] Gajdzik, B., Wolniak, R., Nagaj, R., Žuromskaitė-Nagaj, B., & Grebski, W. W. (2024). The Influence of the Global Energy Crisis on Energy Efficiency: A Comprehensive Analysis. *Energies*, *17*(4), 947. https://doi.org/10.3390/en17040947

[3] Janev, V., Berbakov, L., Tomašević, N., Sotoca, J. M.-B., & Lujan, S. (2025). Validating the Smart Grid Architecture Model for Sustainable Energy Community Implementation: Challenges, Solutions, and Lessons Learned. *Energies*,*18*(3), 641. https://doi.org/10.3390/en18030641

[4] Bakdi, A. (2020). GPVS-Faults: Experimental Data for fault scenarios in grid-connected PV systems under MPPT and IPPT modes [Dataset]. Mendeley. https://doi.org/10.17632/N76T439F65.1

[5] Zhang, Q., Zhai, Z., Mao, M., Wang, S., Sun, S., Mei, D., & Hu, Q. (2024). Control and Intelligent Optimization of a Photovoltaic (PV) Inverter System: A Review. *Energies, 17*(7), 1571. https://doi.org/10.3390/en17071571

[6] Al-Husban, Y., Al Smadi, T., Laha, S. R., & Al Smadi, K. (2025). Photovoltaic Stand-Alone Systems Using an Artificial Neural Network-Based Intelligent Control System. *Tikrit Journal of Engineering Sciences*, 32(SP1), 1–16. https://doi.org/10.25130/tjes.sp1.2025.5

[7] Worku, M. Y., Hassan, M. A., Maraaba, L. S., Shafiullah, M., Elkadeem, M. R., Hossain, M. I., & Abido, M. A. (2023). A Comprehensive Review of Recent Maximum Power Point Tracking Techniques for Photovoltaic Systems under Partial Shading. *Sustainability*, 15(14), 11132. https://doi.org/10.3390/su151411132

[8] Roy, B., Adhikari, S., Datta, S., Devi, K. J., Devi, A. D., & Ustun, T. S. (2024). Harnessing Deep Learning for Enhanced MPPT in Solar PV Systems: An LSTM Approach Using Real-World Data. *Electricity*, 5(4), 843–860. https://doi.org/10.3390/electricity5040042

[9] Singh, A. R., Sujatha, M. S., Kadu, A. D., Bajaj, M., Addis, H. K., & Sarada, K. (2025). A deep learning and IoT-driven framework for real-time adaptive resource allocation and grid optimization in smart energy systems. *Scientific Reports*, 15(1). https://doi.org/10.1038/s41598-025-02649-w

[10] I, V. kanna, & B, S. (2025). AI-Driven Smart Energy Management Systems for Optimized Renewable Energy Utilization in Urban Smart Grids. Springer Science and Business Media LLC. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-6326251/v1

[11] Rojek, I., Mikołajewski, D., Mroziński, A., & Macko, M. (2023). Machine Learning- and Artificial Intelligence-Derived Prediction for Home Smart Energy Systems with PV Installation and Battery Energy Storage. *Energies*, 16(18), 6613. https://doi.org/10.3390/en16186613

[12] Agajie, T. F., Ali, A., Fopah-Lele, A., Amoussou, I., Khan, B., Velasco, C. L. R., & Tanyi, E. (2023). A Comprehensive Review on Techno-Economic Analysis and Optimal Sizing of Hybrid Renewable Energy Sources with Energy Storage Systems. *Energies*, 16(2), 642. https://doi.org/10.3390/en16020642

[13] Pijarski, P., Jakus, D., Belowski, A., Sarajcev, P., & Przepiórka, D. (2025). Linear Approximations of Power Flow Equations in Electrical Power System Modelling–A Review of Methods and Their Applications. *Applied Sciences*, 15(23), 12399. https://doi.org/10.3390/app152312399

[14] Moesmann, M., Khanal, S., & Pedersen, T. B. (2025). Energy-Efficient Short-Term Load Forecasting for Responsive Demand-Side Analytics for the European Electricity Market. In Proceedings of the 16th ACM International Conference on Future and Sustainable Energy Systems (pp. 177–190). ACM. E-Energy '25: *The 16th ACM International Conference on Future and Sustainable Energy Systems*. https://doi.org/10.1145/3679240.3734612

[15] Huang, X., Wang, H., Qin, S., & Tang, S.-K. (2025). Embedded Artificial Intelligence: A Comprehensive Literature Review. *Electronics*, 14(17), 3468. https://doi.org/10.3390/electronics14173468

[16] Jha, B. K., Tiwari, A., Kuhada, R. B., & Pindoriya, N. M. (2024). IoT-enabled Smart Energy Management Device for Optimal Scheduling of Distributed Energy Resources. *Electric Power Systems Research*, 229, 110121. https://doi.org/10.1016/j.epsr.2024.110121

[17] Mimouni, A., Chahet, Y., El Amrani, A., El Amraoui, M., Azeroual, M., & Bejjit, L. (2026). Applications of IoT and Machine Learning in Photovoltaic (PV) Systems: A Comprehensive Review. *Sustainability*, 18(4), 2005. https://doi.org/10.3390/su18042005

[18] Mazumdar, D., Sain, C., Biswas, P. K., Sanjeevikumar, P., & Khan, B. (2024). Overview of Solar Photovoltaic MPPT Methods: A State of the Art on Conventional and Artificial Intelligence Control Techniques. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2024, 1–24. https://doi.org/10.1155/2024/8363342

[19] Jathar, L. D., Nikam, K., Awasarmol, U. V., Gurav, R., Patil, J. D., Shahapurkar, K., Soudagar, M. E. M., Khan, T. M. Y., Kalam, M. A., Hnydiuk-Stefan, A., Gürel, A. E., Hoang, A. T., & Ağbulut, Ü. (2024). A comprehensive analysis of the emerging modern trends in research on photovoltaic systems and desalination in the era of artificial intelligence and machine learning. *Heliyon*, 10(3), e25407. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25407

[20] Alam, Md. S., & Mansur, A. A. (2026). Dataset of electrical performance measurements of 10 W rooftop photovoltaic modules under naturally dusty and cleaned conditions during the dry season in Bangladesh [Dataset]. Mendeley Data. https://doi.org/10.17632/PRKC7Z4M6X.1

[21] Masry, M. Z.-E., Mohammed, A., Amer, F., & Mubarak, R. (2023). New Hybrid MPPT Technique Including Artificial Intelligence and Traditional Techniques for Extracting the Global Maximum Power from Partially Shaded PV Systems. *Sustainability*, 15(14), 10884. https://doi.org/10.3390/su151410884

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

[1] Wei, T., Li, H., & Miao, J. (2025). Integration and Development Path of Smart Grid Technology: Technology-Driven, Policy Framework and Application Challenges. *Processes*, *13*(8), 2428. https://doi.org/10.3390/pr13082428

[2] Gajdzik, B., Wolniak, R., Nagaj, R., Žuromskaitė-Nagaj, B., & Grebski, W. W. (2024). The Influence of the Global Energy Crisis on Energy Efficiency: A Comprehensive Analysis. *Energies*, *17*(4), 947. https://doi.org/10.3390/en17040947

[3] Janev, V., Berbakov, L., Tomašević, N., Sotoca, J. M.-B., & Lujan, S. (2025). Validating the Smart Grid Architecture Model for Sustainable Energy Community Implementation: Challenges, Solutions, and Lessons Learned. *Energies*, *18*(3), 641. https://doi.org/10.3390/en18030641

[4] Bakdi, A. (2020). GPVS-Faults: Experimental Data for fault scenarios in grid-connected PV systems under MPPT and IPPT modes [Dataset]. Mendeley. https://doi.org/10.17632/N76T439F65.1

[5] Zhang, Q., Zhai, Z., Mao, M., Wang, S., Sun, S., Mei, D., & Hu, Q. (2024). Control and Intelligent Optimization of a Photovoltaic (PV) Inverter System: A Review. *Energies, 17*(7), 1571. https://doi.org/10.3390/en17071571

[6] Al-Husban, Y., Al Smadi, T., Laha, S. R., & Al Smadi, K. (2025). Photovoltaic Stand-Alone Systems Using an Artificial Neural Network-Based Intelligent Control System. *Tikrit Journal of Engineering Sciences*, 32(SP1), 1–16. https://doi.org/10.25130/tjes.sp1.2025.5

[7] Worku, M. Y., Hassan, M. A., Maraaba, L. S., Shafiullah, M., Elkadeem, M. R., Hossain, M. I., & Abido, M. A. (2023). A Comprehensive Review of Recent Maximum Power Point Tracking Techniques for Photovoltaic Systems under Partial Shading. *Sustainability*, 15(14), 11132. https://doi.org/10.3390/su151411132

[8] Roy, B., Adhikari, S., Datta, S., Devi, K. J., Devi, A. D., & Ustun, T. S. (2024). Harnessing Deep Learning for Enhanced MPPT in Solar PV Systems: An LSTM Approach Using Real-World Data. *Electricity*, 5(4), 843–860. https://doi.org/10.3390/electricity5040042

[9] Singh, A. R., Sujatha, M. S., Kadu, A. D., Bajaj, M., Addis, H. K., & Sarada, K. (2025). A deep learning and IoT-driven framework for real-time adaptive resource allocation and grid optimization in smart energy systems. *Scientific Reports*, 15(1). https://doi.org/10.1038/s41598-025-02649-w

[10] I, V. kanna, & B, S. (2025). AI-Driven Smart Energy Management Systems for Optimized Renewable Energy Utilization in Urban Smart Grids. Springer Science and Business Media LLC. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-6326251/v1

[11] Rojek, I., Mikołajewski, D., Mroziński, A., & Macko, M. (2023). Machine Learning- and Artificial Intelligence-Derived Prediction for Home Smart Energy Systems with PV Installation and Battery Energy Storage. *Energies*, 16(18), 6613. https://doi.org/10.3390/en16186613

[12] Agajie, T. F., Ali, A., Fopah-Lele, A., Amoussou, I., Khan, B., Velasco, C. L. R., & Tanyi, E. (2023). A Comprehensive Review on Techno-Economic Analysis and Optimal Sizing of Hybrid Renewable Energy Sources with Energy Storage Systems. *Energies*, 16(2), 642. https://doi.org/10.3390/en16020642

[13] Pijarski, P., Jakus, D., Belowski, A., Sarajcev, P., & Przepiórka, D. (2025). Linear Approximations of Power Flow Equations in Electrical Power System Modelling–A Review of Methods and Their Applications. *Applied Sciences*, 15(23), 12399. https://doi.org/10.3390/app152312399

[14] Moesmann, M., Khanal, S., & Pedersen, T. B. (2025). Energy-Efficient Short-Term Load Forecasting for Responsive Demand-Side Analytics for the European Electricity Market. In Proceedings of the 16th ACM International Conference on Future and Sustainable Energy Systems (pp. 177–190). ACM. E-Energy '25: *The 16th ACM International Conference on Future and Sustainable Energy Systems*. https://doi.org/10.1145/3679240.3734612

[15] Huang, X., Wang, H., Qin, S., & Tang, S.-K. (2025). Embedded Artificial Intelligence: A Comprehensive Literature Review. *Electronics*, 14(17), 3468. https://doi.org/10.3390/electronics14173468

[16] Jha, B. K., Tiwari, A., Kuhada, R. B., & Pindoriya, N. M. (2024). IoT-enabled Smart Energy Management Device for Optimal Scheduling of Distributed Energy Resources. *Electric Power Systems Research*, 229, 110121. https://doi.org/10.1016/j.epsr.2024.110121

[17] Mimouni, A., Chahet, Y., El Amrani, A., El Amraoui, M., Azeroual, M., & Bejjit, L. (2026). Applications of IoT and Machine Learning in Photovoltaic (PV) Systems: A Comprehensive Review. *Sustainability*, 18(4), 2005. https://doi.org/10.3390/su18042005

[18] Mazumdar, D., Sain, C., Biswas, P. K., Sanjeevikumar, P., & Khan, B. (2024). Overview of Solar Photovoltaic MPPT Methods: A State of the Art on Conventional and Artificial Intelligence Control Techniques. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2024, 1–24. https://doi.org/10.1155/2024/8363342

[19] Jathar, L. D., Nikam, K., Awasarmol, U. V., Gurav, R., Patil, J. D., Shahapurkar, K., Soudagar, M. E. M., Khan, T. M. Y., Kalam, M. A., Hnydiuk-Stefan, A., Gürel, A. E., Hoang, A. T., & Ağbulut, Ü. (2024). A comprehensive analysis of the emerging modern trends in research on photovoltaic systems and desalination in the era of artificial intelligence and machine learning. *Heliyon*, 10(3), e25407. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25407

[20] Alam, Md. S., & Mansur, A. A. (2026). Dataset of electrical performance measurements of 10 W rooftop photovoltaic modules under naturally dusty and cleaned conditions during the dry season in Bangladesh [Dataset]. Mendeley Data. https://doi.org/10.17632/PRKC7Z4M6X.1

[21] Masry, M. Z.-E., Mohammed, A., Amer, F., & Mubarak, R. (2023). New Hybrid MPPT Technique Including Artificial Intelligence and Traditional Techniques for Extracting the Global Maximum Power from Partially Shaded PV Systems. *Sustainability*, 15(14), 10884. https://doi.org/10.3390/su151410884

© Красій Д. В.
Дата першого надходження статті до видання: 11.08.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 01.09.2026
Дата публікації (оприлюднення) статті: 02.11.2026



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)