

ХАРЧЕНКО ВІТАЛІЙ АНДРІЙОВИЧ ✉ – аспірант кафедри електричних станцій, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»; ТОВ «Мала Комп'ютерна академія ШАГ Житомир» м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6013-9529>; e-mail: vitalii.kharchenko@ieec.khpi.edu.ua.

МОДЕЛЬ ЦИФРОВОГО КОНТУРУ ПІДВИЩЕННЯ ЕНЕРГОВИДОБУТКУ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СИСТЕМ

У статті запропоновано модель цифрового контуру підвищення енерговидобутку фотоелектричних систем, сформовану на основі структурованого аналізу сучасних міжнародних досліджень. Актуальність роботи зумовлена тим, що ефективність роботи фотоелектричних станцій залежить не лише від технічних характеристик обладнання, а й від здатності системи своєчасно виявляти причини зниження виробітку електроенергії та обґрунтовано обирати подальшу експлуатаційну або сервісну дію. Розглянуто умови, за яких фотоелектричні системи втрачають частину потенційного енерговидобутку, зокрема часткове затінення сонячних модулів, швидкі зміни погодних параметрів, забруднення поверхні панелей, поступову деградацію обладнання та появу технічних несправностей. Метою статті є формування інтегрованого підходу до маршрутизації рішень у цифровому контурі фотоелектричної системи на основі кількісних результатів сучасних досліджень. Проаналізовано сучасні підходи до керування точкою максимальної потужності, прогнозування виробітку електроенергії, виявлення несправностей, оцінювання забруднення, моніторингу технічного стану та підтримки рішень щодо експлуатаційного або сервісного втручання. Визначено, що окремі алгоритмічні рішення вже демонструють високі кількісні результати у власних класах задач, однак їх використання у великих фотоелектричних комплексах залишається обмеженим через недостатню формалізацію переходу від результату окремої моделі до практичного рішення на рівні всієї станції. Запропонований цифровий контур розглядається не як набір незалежних аналітичних модулів, а як інтегрована система, у якій прогнозування, виявлення відхилень, оцінювання забруднення, аналіз стану обладнання та маршрутизація рішень працюють узгоджено. Окрему увагу приділено формалізації процесу вибору дій на основі сукупності сигналів системи. Запропонований підхід дає змогу розмежовувати ситуації, у яких достатньо локальної корекції режиму роботи, від випадків, де потрібно переналаштувати прогнозну модель, виконати очищення сонячних модулів або ініціювати адресне технічне обслуговування. Наукова новизна роботи полягає у формалізації зв'язку між кількісними результатами сучасних алгоритмічних підходів і типами практичних рішень на рівні фотоелектричної станції. Практичне значення роботи полягає у можливості використання запропонованої моделі як основи для цифрових систем підтримки рішень на фотоелектричних станціях. Така логіка дозволяє зменшити ризик необґрунтованих сервісних втручань, уникнути помилкового трактування забруднення або прогнозної похибки як технічної несправності та підвищити обґрунтованість експлуатаційних рішень.

Ключові слова: фотоелектростанція; енерговидобуток; прогнозування; діагностування; забруднення; обслуговування; моніторинг; маршрутизація; моделювання; керування.

1. Постановка проблеми. Сучасні фотоелектричні системи працюють в умовах, за яких сам факт наявності контуру відстеження точки максимальної потужності сонячного модуля (Maximum Power Point Tracking, MPPT) вже не гарантує максимального енерговидобутку. Втрати формуються багатofакторно: вони можуть бути пов'язані з частковим затіненням, швидкою зміною метеорологічних умов, похибками прогнозу виробітку на добу наперед та прогнозу всередині поточної доби на коротких горизонтах прогнозування, деградацією обладнання, міжстрінговим дисбалансом, локальними дефектами, проблемами вимірювального тракту, а також забрудненням поверхні модулів.

На рівні окремих підсистем сучасна наука досягла суттєвого прогресу. Однак для реальної експлуатації великої сонячної електростанції або великого фотоелектричного (photovoltaic, PV) об'єкта (PV-станція) недостатньо знати, що певний MPPT-алгоритм має вищу ефективність, що прогнозна модель має меншу середньоквадратичну помилку моделі прогнозування (Root Mean Square Error, RMSE), а класифікатор помилок має вищу точність. Для оператора критично важливо інше: який саме тип втручання виправданий за наявності конкретного набору сигналів. Саме тут виникає методична проблема, яка в наукових роботах часто залишається неформалізованою.

У більшості прикладних реалізацій різні алгоритмічні модулі працюють ізольовано. MPPT-контролер реагує на локальну динаміку струму та напруги, прогнозний модуль оцінює очікуваний виробіток, модуль діагностики помилок виявляє аномалії, а рішення про очищення чи сервіс приймаються за окремими правилами. Таке розділення спрощує локальне проектування, але не дає єдиного механізму переходу від різнорідних сигналів до обґрунтованого рішення рівня станції.

Для обґрунтування доцільності цифрової інтеграції потрібно спиратися на сучасні результати досліджень, визначати алгоритмічні підходи, що справді забезпечують операційну ефективність, та формалізувати ці переваги у вигляді конкретних процедур маршрутизації рішень, ці аспекти становлять актуальну наукову проблему, якій присвячується дана робота.

2. Аналіз останніх досліджень і виділення невирішених частин проблеми. У 2022–2025 роках сформувався виразний тренд на розширення цифрових функцій фотоелектричних систем, тобто систем генерування електроенергії на основі сонячних панелей PV-система від окремого контролю до комплексної аналітики рівня станції. Огляд застосувань машинного навчання для сонячних установок показує, що сучасне поле досліджень уже охоплює прогнозування виробітку електроенергії,

© В. А. Харченко, 2026



Ця робота ліцензується відповідно до **Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)**
Конфлікт інтересів: Автор заявив про відсутність конфлікту

виявлення аномалій, аналітика очищення, оцінювання продуктивності та завдання, орієнтовані на технічне обслуговування [1]. Вужчий систематичний огляд методів штучного інтелекту для фотоелектричних систем підтверджує, що окремі підходи вже достатньо добре розроблені, однак проблема їх інтеграції в єдину експлуатаційну логіку залишається відкритою [2].

Перший напрям пов'язаний із МРРТ. Систематичний огляд сучасних МРРТ-підходів фіксує зміщення від класичних алгоритмів, заснованих на малих збуреннях і спостереженні за зміною потужності, а також методів на основі приросту провідності, до гібридних, мета-евристичних та інтелектуальних стратегій. Особливо це актуально для режимів часткового затінення сонячних модулів і швидкої зміни зовнішніх умов [3].

Первинні порівняльні дослідження 2024–2025 років показують, що сучасні гібридні та рішення на основі штучного інтелекту, здатні забезпечувати вищу ефективність і кращу адаптивність у складних режимах, ніж традиційні алгоритми [4–6]. Водночас ці результати самі по собі ще не відповідають на питання, коли відхилення слід спрямовувати на локальне коригування режиму роботи, а коли потрібно шукати технічну несправність.

Другий напрям охоплює прогнозування фотоелектричної генерації. Огляд 2025 року підкреслює, що для практики вирішальними є не тільки RMSE або середня абсолютна помилка (Mean Absolute Error, MAE), а й відповідність архітектури моделі часовому горизонту, складу даних і конкретній прикладній задачі [7]. Первинні дослідження 2024–2025 років демонструють, що сучасні підходи, засновані на часових ознаках, трансформерних моделях і цифрових двійниках, можуть покращувати якість прогнозування та стійкість перенесення між станціями [8–10]. Отже, частина розбіжностей між фактичним виробітком електроенергії або фактичною потужністю чи енергією системи Y_{fact} та еталонним або очікуваним виробітком Y_{ref} має інтерпретуватися, як невідповідність між умовами прогнозування та фактичними умовами роботи системи.

Третій напрям стосується виявлення факту несправності або аномалії встановлення типу несправності та локалізації, тобто визначення місця або вузла, де виникла несправність. Оглядові роботи 2023 року показують перехід від моделей, у яких рішення приймаються за формалізованими правилами, а не через довільний інтегральний індекс і суто електричних методик до гібридних моделей, які працюють з часовими, візуальними або комбінованими ознаками [11]. Первинні дослідження 2024–2025 років уже демонструють дуже високі показники точності, а в окремих випадках і локалізацію дефектів без дорогих додаткових вимірювальних процедур [12–14]. Саме можливість локалізації змінює характер рішення: від загального сигналу про наявність аномалії до цільового технічного обслуговування.

Четвертий напрям пов'язаний із виявленням забруднення поверхні сонячних та рішенням про

очищення сонячних панелей. Сучасні огляди підкреслюють, що очищення більше не повинно бути суто календарною процедурою. Рішення має спиратися на оцінювання втрат, атмосферні умови, характер забруднення та очікуваний ефект від виконання очищення [15]. Емпіричні роботи 2024 року показують, що моделі машинного навчання на основі зображень уже забезпечують якість, достатню для попередньої аналітичної перевірки та прийняття практичного рішення без повної технічної експертизи. Водночас моделі забруднення на великих фотоелектричних станціях, під'єднаних до електромережі, можуть використовуватися для оптимізації графіка очищення [16, 17].

П'ятий напрям формується на стику аналітики технічного обслуговування та прогнозованого технічного обслуговування, оснований на штучному інтелекті, коли сервіс планується на основі діагностичних ознак, а не лише за календарем. Огляд 2025 року показує, що рішення щодо технічного обслуговування все частіше базуються не на регламенті, а на моделі пріоритизації втручань, пов'язаній зі станом системи та ризиком відмови [18]. Це безпосередньо підводить до задачі інтегрованого шару цифрового контуру, у якому сигнали з різних алгоритмічних модулів перетворюються на практичне експлуатаційне рішення. Отже, невирішена частина проблеми полягає не у відсутності окремих алгоритмів, а в недостатній формалізації зав'язків між ними. У сучасній літературі бракує компактної моделі, орієнтованої на порівняння з еталонними показниками, яка б:

- спиралася виключно на сучасні джерела (починаючи з 2021 року);
- пов'язувала кількісні результати різних класів алгоритмів з типом управлінської або сервісної дії;
- трактувала цифровий контур PV-системи як цілісну систему прийняття рішень, а не як набір непов'язаних підсистем.

3. Мета та завдання дослідження. Метою статті є розроблення підходу до побудови інтегрованого цифрового контуру підвищення енерговидобутку у фотоелектричних системах. Запропонований підхід спирається на кількісні результати сучасних досліджень, порівняння з еталонними показниками та правила прийняття рішень, сформовані на основі структурованого огляду міжнародних досліджень 2022–2025 років. Для досягнення мети вирішено такі завдання:

1. сформувати сучасний цільовий корпус міжнародних джерел, релевантних задачам МРРТ, прогнозування, діагностування несправностей, аналітики забруднення та прогнозованого технічного обслуговування;
2. виконати узагальнення кількісних результатів цих досліджень на основі порівняння з еталонними показниками;
3. побудувати таксономію інтегрованого цифрового контуру PV-системи;

4. розробити порівняльну матрицю «еталонний показник тип втручання»;

5. сформувавши модель маршрутизації рішень на основі правил без використання довільних вагових коефіцієнтів;

6. провести аналітичну валідацію моделі на репрезентативних кейсах із сучасної літератури.

4. Матеріали та методи. Дослідження виконано як структурований огляд літератури з наперед заданими критеріями відбору й аналізу джерел та аналітичним синтезом, орієнтованим на порівняння з еталонними показниками. Робота не претендує на статус мета-аналізу або систематичного огляду за методикою PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses). Натомість її методична сила полягає в прозорому формуванні сучасного корпусу джерел, уніфікованому виокремленні еталонних показників та їх переведенні в операційно значущі правила маршрутизації рішень.

4.1. Формування корпусу джерел. До корпусу джерел включено 18 міжнародних джерел 2022–2025 років. Джерела відібрано за такими критеріями:

1. рік публікації не раніше 2021;
2. пряма прив'язка до PV-систем;
3. наявність систематизації алгоритмічних класів або кількісно представленого експериментального результату;
4. придатність результату для операційної інтерпретації на рівні станції.

Критеріями виключення були:

1. джерела до 2021 року;
2. загальні роботи про відновлювальну енергію без чіткого PV-фокусу;
3. публікації без опису моделі, метрик або практичного контексту застосування;
4. матеріали, у яких неможливо пов'язати отриманий результат з конкретним типом втручання.

Фінальний корпус складається з:

- 7 оглядових джерел або систематичних оглядів [1–3, 7, 11, 15, 18];
- 11 первинних експериментальних або порівняльних статей [4–6, 8–10, 12–14, 16, 17]

4.2. Протокол аналітичного синтезу еталонних показників. Для кожного джерела виконано уніфіковане витягання п'яти груп характеристик:

1. алгоритмічний клас;
2. тип вхідних даних;
3. домінуюча метрика якості;
4. рівень доказовості результату;
5. операційна інтерпретація для енерговидобутку та сервісного втручання.

У роботі використано три рівні доказовості:

- E1 – систематичні огляди або огляди сучасного стану досліджень, які формують рамку актуальних підходів;
- E2 – первинні порівняльні або експериментальні роботи з явними кількісними метриками;

- E3 – прикладні дослідження, де результат безпосередньо інтерпретується як підстава для операційної або сервісної дії.

Ключовий методичний принцип роботи полягає в тому, що до побудови моделі прийняття рішень допускаються лише ті результати, які мають щонайменше E2-довказовість, а для сервісних маршрутів перевага надається E3-підтвердженням кейсам.

4.3. Таксономія цифрового контуру, орієнтована на еталонні показники. У цій статті цифровий контур PV-системи описано через 5 функціональних шарів:

1. Шар енерговидобутку – алгоритми MPPT та локального режимного керування;

2. Шар прогнозування, моделі короткострокового прогнозування, поточної доби та день вперед;

3. Шар інтелектуального оцінювання стану – виявлення несправностей, їх локалізація та оцінювання деградації;

4. Шар аналітики забруднення – моделі оцінювання забруднення та аналітика доцільності очищення;

5. Шар прийняття рішень – правила операційного реагування на основі доказовості сигналу.

Ця таксономія відрізняється від традиційної класифікації за типом моделі тим, що виходить не з формальної архітектури алгоритму, а з типу рішення, який той алгоритм здатний підтримати.

4.4. Модель маршрутизації рішень на основі правил. Щоб уникнути довільності інтегральних індексів, у статті відмовлено від лінійного об'єднання різномірних сигналів із фіксованими ваговими коефіцієнтами. Натомість запропоновано ієрархічну модель на основі правил, що використовує п'ять груп сигналів:

1. S_loss – підтверджений недобір енерговидобутку відносно еталонного або очікуваного режиму;

2. S_local – ознаки локальної режимної причини втрати на рівні MPPT або перетворювача;

3. S_forecast – ознаки того, що розбіжність зумовлена обмеженнями прогнозу моделі або невідповідністю між умовами, на яких вона була налаштована, і фактичними умовами роботи системи;

4. S_fault – діагностично підтверджений сигнал дефекту або деградації;

5. S_soiling – підтверджений сигнал забруднення модулів.

Модель використовує шість маршрутів:

1. R1 – Моніторинг, тобто режим спостереження без втручання;

2. R2 – локальна корекція, тобто локальна корекція режиму або MPPT;

3. R3 – Переналаштування прогнозу моделі;

4. R4 – Очищення;

5. R5 – адресне технічне обслуговування, тобто цільове технічне втручання в конкретний вузол;

6. R6 – термінове технічне обслуговування;

4.5. Верифікація на основі моделювання за штучно сформованими сценаріями. Щоб посилити доказову базу методичного внеску, у роботі виконано верифікацію запропонованої моделі на основі моделювання за штучно сформованими сценаріями. Цей блок не претендує на заміну польового експерименту й прямо визначається як модельне дослідження, побудоване на сценарних шаблонах із сучасної літератури.

Було сформовано 30 штучно змодельованих сценаріїв, які відтворюють типові стани фотоелектричної системи:

- 4 сценарії R1 – короткочасні відхилення без стійкого недобору;
- 6 сценаріїв R2 – локальні відхилення, зумовлені затіненням або роботою алгоритмів МРРТ;
- 6 сценаріїв R3 – відхилення, пов’язані з прогноною моделлю, без незалежного підтвердження несправності або забруднення;
- 4 сценарії R4 – підтвержене забруднення після погодної події;
- 6 сценаріїв R5 – локалізована несправність із контрольованим рівнем критичності;
- 4 сценарії R6 – критична несправність зі зростанням ризику втрати продуктивності або відмови системи.

Для кожного сценарію задавалися узгоджені комбінації сигналів S_{loss} , S_{local} , $S_{forecast}$, S_{fault} і $S_{soiling}$, а також цільова *route label*, визначена експертно на основі *benchmark*-логіки джерел [4–18]. Як базовий варіант для порівняння використано спрощене послідовне правило:

- за наявності підтвердженого S_{loss} система насамперед перевіряє S_{fault} ;
- будь-який підтверджений сигнал несправності спрямовується до технічного обслуговування;
- сигнали забруднення та прогнозування враховуються лише за відсутності сигналу несправності;
- окреме розмежування між R5 і R6 не використовує явного фільтра критичності.

Таблиця 1 – Матриця «алгоритмічний шар: тип втручання», орієнтована на еталонні показники

Алгоритмічний шар	Ключові джерела	Домінантні метрики	Операційний висновок	Рекомендований маршрут
Енерговидобуток	[3–6]	точність; ефективність; час усталення	локальна корекція режиму, не сервіс	R2
Прогнозування	[7–10]	RMSE; MAE; стійкість перенесення між станціями	переналаштування прогновної моделі, а не технічне обслуговування	R3
Інтелектуальне оцінювання стану	[11–14]	точність; F1 (гармонійне середнє точності та повноти класифікації); локалізація	підтверджена несправність є підставою для сервісного втручання	R5 / R6
Аналітика забруднення	[15–17]	F1-міра; точність виявлення; приріст після очищення	окремий клас рішення щодо очищення	R4
Шар прийняття рішень	[1, 2, 18]	синтез; пріоритизація	доказова маршрутизація рішень замість єдиного інтегрального індексу	R1–R6

5. Результати дослідження.

5.1. Профіль корпусу джерел і порівняльна *benchmark*-матриця. Структурований аналіз джерел показав, що сучасний цифровий контур фотоелектричної системи вже має достатню доказову базу для побудови логіки прийняття рішень на рівні станції. При цьому окремі шари контуру відрізняються не лише типом моделей, а й тим, який тип практичного втручання вони можуть обґрунтувати.

Узагальнений зв’язок між алгоритмічними шарами та рекомендованими типами втручання наведено в табл. 1.

Змістовна новизна таблиці полягає в тому, що вона переводить результати сучасних еталонних статей з рівня «якість моделі» на рівень «який тип рішення ця якість дозволяє обґрунтувати».

5.2. Таксономія інтегрованого цифрового контуру. Аналіз джерел дозволив уточнити внутрішню архітектуру інтегрованого цифрового контуру. Його доцільно розглядати не як послідовність незалежних аналітичних сервісів, а як систему, у якій шар прийняття рішень спирається на узгоджені сигнали з чотирьох нижчих шарів. У такій інтерпретації МРРТ не є першим і головним модулем, прогнозування не є окремою диспетчерською задачею, а аналітика забруднення та діагностування несправностей не зливаються в єдиний клас технічних проблем.

Саме така логіка дозволяє уникнути типових помилок експлуатації:

- інтерпретації похибки прогнозування як несправності обладнання;
- трактування забруднення як технічної відмови;
- направлення сервісної бригади в ситуації, де потрібна лише локальна корекція МРРТ;
- втрати часу в разі підтвердженої локалізованої несправності, яка потребує саме адресного втручання.

Структуру цифрового контуру та взаємозв’язок його основних шарів показано на рис. 1.

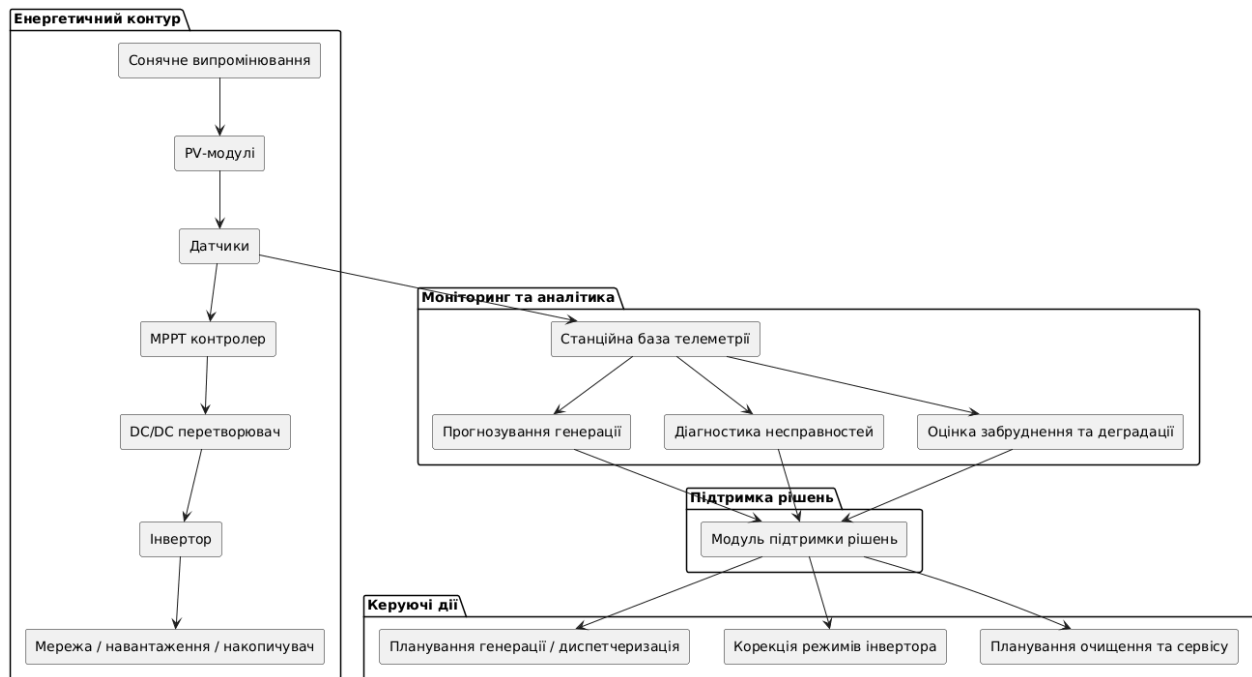


Рисунок 1 – Структура цифрового контуру підвищення енерговидобутку фотоелектричної системи

5.3. Висновки для рівня MPPT на основі еталонних показників. Систематичний огляд MPPT підходів фіксує послідовне зміщення фокусу в бік гібридних, метаевристичних та основаних на штучному інтелекті рішень [3]. У роботі 2024 року з порівняння традиційних і цифрових MPPT підходів наведено значення точності відстеження 94,3 %, 97,6 %, 98,4 % і 99,6 % для різних традиційних та гібридних варіантів, тоді як підходи, основані на штучному інтелекті, показали 98,0–98,8% [4]. У дослідженні 2025 року штучна нейронна мережа та різновид глибокого навчання з підкріпленням (Deep Q-Network, DQN) забезпечували середню ефективність понад 91% у сценаріях часткового затінення, тоді як традиційні алгоритми MPPT, засновані на малих збуреннях і спостереженні за зміною потужності (Perturb and Observe, P&O) та на основі приросту провідності (Incremental Conductance, InC) залишалися нижче 85 % [5]. Додатково гібридний MPPT підхід 2024 року продемонстрував вищу точність відстеження та менший час усталення в умовах швидкої зміни режимів [6].

Для маршрутизації рішень на рівні станції це означає, що сам факт недобору виробітку ще не є підставою для сервісного втручання. Якщо сигнал узгоджується з локальною режимною причиною або причиною, пов'язаною із затіненням, правильною реакцією є R2 – локальна корекція алгоритму або режиму, а не технічне обслуговування.

5.4. Висновки для прогнозного рівня, орієнтовані на еталонні показники. Огляд 2025 року з прогнозування показує, що практична цінність моделі визначається не лише величиною RMSE, а й відповідністю горизонту прогнозу, набору ознак і цільового сценарію застосування [7]. У роботі 2025 року модель згорткової нейронної мережі з декількома джерелами вхідних даних для аналізу часових

характеристик (Multi-source Temporal-feature Convolutional Networks, MSTFCN) на двох публічних наборах даних продемонструвала RMSE 1,648 МВт та 1,678 МВт, а також середню точність 93,017 % та 92,588 % відповідно [8]. У статті 2024 року з використанням трансформерного підходу на основі цифрового двійника доведено, що адаптована до предметної області трансформерна модель здатна знижувати RMSE та MAE під час перенесення між станціями [9]. Дослідження на розширеному австралійському наборі даних також підтверджує, що якість короткострокового прогнозування суттєво залежить від правильного вибору архітектури моделі та набору ознак [10].

Звідси випливає ключовий методичний висновок: якщо проблема локалізується у розбіжності між фактичним виробітком електроенергії Y_{fact} та еталонним або очікуваним значенням Y_{ref} , але не супроводжується підтвердженням несправності або забруднення, тоді маршрут має вести не до технічного сервісу, а до R3: переналаштування прогнозної моделі.

5.5. Висновки для діагностування несправностей на основі еталонних показників. Огляд методів виявлення несправностей 2023 року підкреслює, що сучасні підходи потрібно оцінювати не лише за точністю, а й за здатністю локалізувати проблему та переводити результат класифікації в практичну сервісну дію [11]. У роботі 2024 року двонаправлена рекурентна нейронна мережа типу GRU (Gated Recurrent Unit) з використанням згорткових шарів продемонструвала точність 99,46 % на етапі виявлення та 100 % на етапі діагностування, а також середньоквадратичну похибку менше 3 % при каліброваному відтворенні поведінки установки [12]. Дослідження 2025 року показало точність діагностування несправностей 97,8 % при швидкості обробки 5800 спостережень за секунду та одночасно

локалізацію несправності за обмеженого набору вимірювань [13]. У 2024 році також було показано, що розпізнавання дефектів на основі штучного інтелекту за електролюмінесцентними зображеннями може ефективно виявляти й класифікувати дефекти модулів, тобто розрізняти не лише сам факт аномалії, а й тип пошкодження [14].

Це означає, що сучасний модуль діагностування несправностей уже може бути джерелом не просто сигналу тривоги, а обґрунтованого рішення R5 або R6. Саме здатність до локалізації несправності або оцінювання її критичності є межею між виявленням аномалії та реальною підтримкою сервісного рішення.

5.6. Висновки для аналітики забруднення на основі еталонних показників. Огляд 2023 року щодо втрат від забруднення показує, що рішення про очищення має враховувати характер забруднення, атмосферні умови та втрати виробітку, а не лише календарний регламент [15]. У дослідженні виявлення забруднення у видимому спектрі найкраща згортова нейронна мережа продемонструвала $F1 = 0,913$ на незалежному тестовому наборі, а після реальної пилової події правильно класифікувала 31 із 33 панелей як забруднені [16]. У роботі з моделювання забруднення на великих фотоелектричних станціях, під'єднаних до електромережі, показано, що на основі даних 5 електростанцій загальною потужністю 200 МВт середня різниця між модельною оцінкою та датчиками забруднення становила лише 0,71 %, що вже є прямою основою для оптимізації очищення [17].

Таким чином, сигнал забруднення має інтерпретуватися як окремий доказовий сигнал, що веде до R4, а не розчиняється всередині загального класу подій технічного обслуговування.

5.7. Модель маршрутизації рішень на основі правил. Узагальнення результатів порівняння з еталонними показниками дало змогу сформувати набір правил, які не використовують довільні вагові коефіцієнти та не змішують сигнали різної природи.

Формалізований набір маршрутів і умов їх активації подано в табл. 2.

Методична перевага такої моделі полягає в тому, що вона не намагається «усереднити» сигнали, а зберігає їх фізичний та операційний зміст.

Таблиця 2 – Маршрутизація рішень у цифровому контурі фотоелектричної системи на основі правил

Маршрут	Умова активації	Практичний зміст рішення
R1 – Моніторинг	S_{loss} не підтверджений або короткочасний; незалежні сигнали відсутні	продовження моніторингу без втручання
R2 – Локальна корекція	S_{loss} підтверджений; домінує S_{local} ; S_{fault} і $S_{soiling}$ не підтверджені	адаптація МРРТ, локальна корекція режиму, робота з режимом, зумовленим затіненням
R3 – Переналаштування прогнозованої моделі	S_{loss} підтверджений; $S_{forecast}$ домінує; немає незалежного підтвердження $fault/soiling$	переналаштування шару прогнозування виробітку, перегляд набору ознак, налаштування горизонту прогнозування, адаптація моделі до нових даних або нової станції
R4 – Очищення	S_{loss} підтверджений; $S_{soiling}$ має найвищу доказовість	планове або позапланове очищення модулів
R5 – адресне технічне обслуговування	S_{fault} підтверджений; локалізація достатня; ризик контрольований	адресний сервісний виїзд або локальна заміна вузла
R6 – термінове технічне обслуговування	S_{fault} підтверджений; локалізація вказує на критичний вузол; втрати або ризик відмови зростають	термінове технічне втручання

Послідовність переходу від сигналів до практичного рішення подана на рис. 2.

5.8. Аналітична валідація моделі на репрезентативних кейсах. Щоб не обмежуватися лише описовою схемою, запропонована модель була аналітично перевірена на п'яти репрезентативних кейсах із сучасної літератури.

Кейс А: часткове затінення та вибір МРРТ реакції. Результати [4–6] показують, що алгоритми МРРТ, основані на штучному інтелекті, а також гібридні МРРТ алгоритми перевершують традиційні регулятори у складних режимах. У такому випадку маршрут R2 є коректним: система повинна спершу активувати локальну корекцію, а не одразу переходити до технічного обслуговування.

Кейс В: відхилення, зумовлене прогнозованою моделлю. Результати [8–10] демонструють, що покращення архітектури прогнозування та адаптація моделі до нових умов безпосередньо впливають на середньоквадратичну та середню абсолютну похибку. Якщо докази несправності та забруднення відсутні, маршрут R3 є науково обґрунтованим.

Кейс С: підтверджена несправність із локалізацією. У роботах [12, 13] точність досягає 99,46% і 97,8%, а в одному з випадків одночасно забезпечується локалізація несправності. За таких умов рекомендованим маршрутом є R5 або R6, а не загальний моніторинг.

Кейс D: підтвержене забруднення після погодної події. У роботі [16] після пилової події згортова нейронна мережа правильно класифікувала 31 із 33 панелей як забруднені. Це прямо підтверджує коректність маршруту R4.

Кейс E: пріоритизація технічного обслуговування в аналітиці фотоелектричних систем, основаній на штучному інтелекті. Огляд прогнозованого технічного обслуговування [18] показує, що для складних інфраструктур фотоелектричних систем пріоритетність втручання має визначатися не регламентом, а поєднанням доказових сигналів і ризику відмови. Це узгоджується з переходом від R5 до R6 залежно від критичності сигналу несправності.

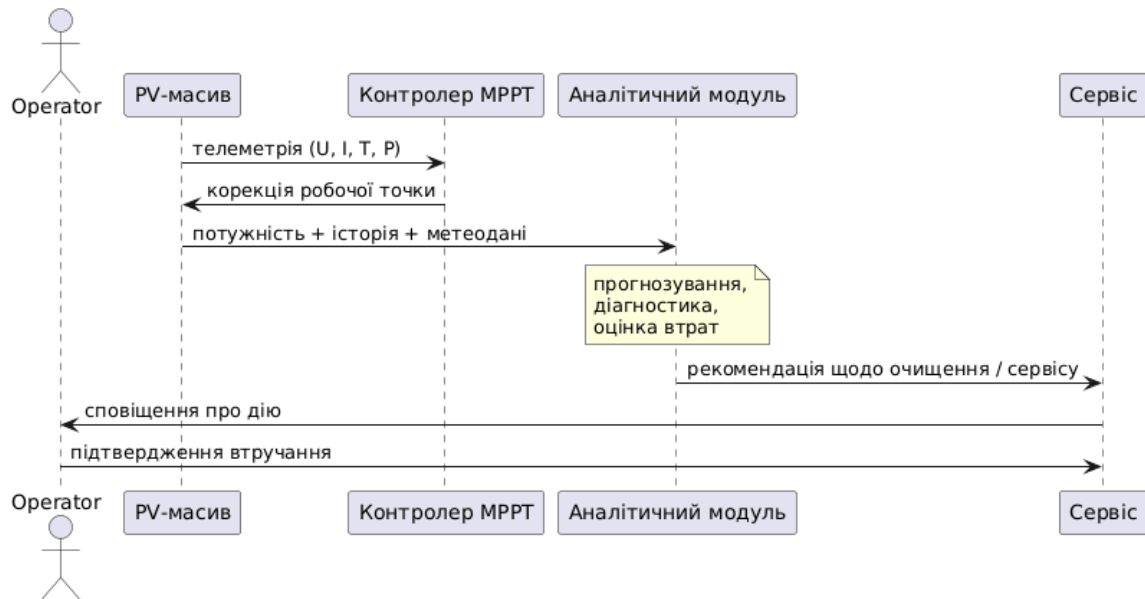


Рисунок 2 – Послідовність ухвалення рішень у цифровому контурі фотоелектричної системи

Аналітична перевірка на цих кейсах показує, що запропонована модель не суперечить сучасним кількісним benchmark-результатам і дозволяє стабільно переводити різні класи сигналів у різні класи втручання. Саме це становить головний прикладний результат роботи.

Логіку маршрутизації типів втручання в цифровому контурі наведено на рис. 3.

5.9. Порівняння на основі моделювання зі спрощеним базовим правилом прийняття рішень. Щоб оцінити не лише логічну узгодженість, а й практичну роздільну здатність моделі, проведено порівняння на основі моделювання за 30 штучно сформованими сценаріями, описаними в підрозділі 4.5.

Зведені результати порівняння запропонованої моделі з базовим правилом наведено в табл. 3.

Отриманий результат важливий не тим, що він імітує реальну станцію, а тим, що показує механіку переваги нової моделі над спрощеним базовим правилом. Основна перевага запропонованого підходу полягає в кращому розмежуванні між R2, R3 і R4, тобто між локальною корекцією, переналаштуванням прогнозного контуру та очищенням. Саме в таких

змішаних сценаріях базове правило найчастіше схильне до необгрунтованої першочергової реакції через технічне обслуговування.

Таблиця 3 – Порівняння моделі на основі правил із базовим правилом прийняття рішень за штучно сформованими сценаріями

Показник	Запропонована модель на основі правил	Базове правило прийняття рішень
Кількість штучно сформованих сценаріїв	30	30
Правильно маршрутизовані сценарії	27	20
Загальна точність прийняття рішень, %	90.0	66.7
Надмірні сервісні ескалації	2	8
Пропущені критичні випадки R6	1	3
Точність для R4–R6, %	91,7	63,6

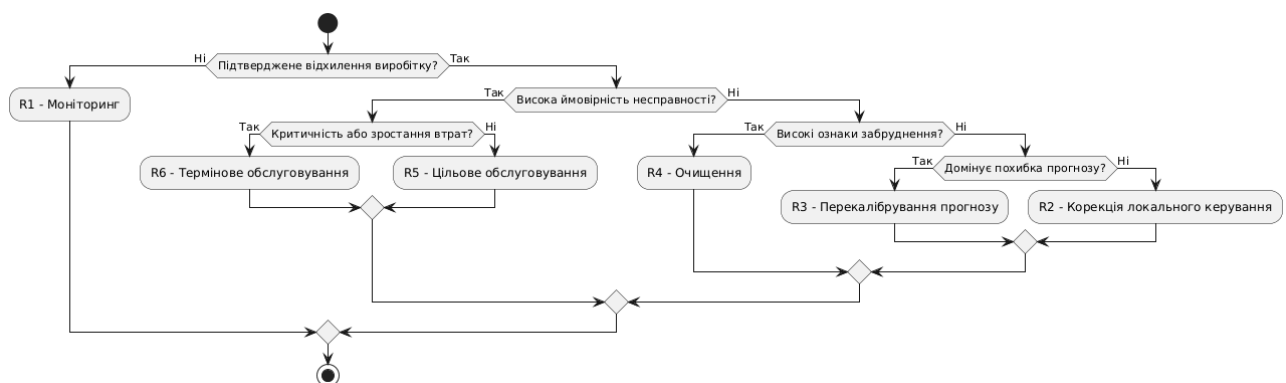


Рисунок 3 – Маршрутизація типів втручання в цифровому контурі фотоелектричної системи

Додатковий аналіз штучно сформованих сценаріїв показав, що всі 4 випадки моніторингу були класифіковані правильно обома підходами. Найбільша різниця виникла для відхилень, зумовлених прогноною моделлю: модель на основі правил правильно опрацювала 5 із 6 сценаріїв, тоді як базове правило лише 2 із 6. Для сценаріїв забруднення запропонована модель правильно класифікувала 4 із 4 випадків, тоді як базове правило помилково ескалювало 2 з них до технічного обслуговування.

Для термінового технічного обслуговування правильність маршрутизації за моделлю на основі правил становила 3 із 4 сценаріїв, що також перевищує результат базового правила, яке правильно виділило лише 1 із 4 критичних випадків.

Порівняння точності для кожного класу сценаріїв наведено в табл. 4.

Таблиця 4 – Порівняння точності маршрутизації за класами штучно сформованих сценаріїв

Клас штучно сформованого сценарію	Кількість сценаріїв	Модель на основі правил: правильно	Базове правило прийняття рішень: правильно
R1 – Моніторинг	4	4/4	4/4
R2 – Локальна корекція	6	5/6	3/6
R3 – Переналаштування прогнозу моделі	6	5/6	2/6
R4 – Очищення	4	4/4	2/4
R5 – адресне технічне обслуговування	6	6/6	5/6
R6 – термінове технічне обслуговування	4	3/4	1/4

Таблиця 4 показує, що найбільший практичний вигаш запропованої моделі зосереджений не в тривіальних сценаріях моніторингу, а в змішаних класах R2–R4, де необхідно коректно розмежувати локальну корекцію, переналаштування прогнозу моделі та очищення. Саме в цих класах базове правило найчастіше зміщує рішення в бік необґрунтованої сервісної ескалації.

Структуру маршрутних помилок обох підходів деталізовано в табл. 5.

Таблиця 5 деталізує не лише кількість, а й природу помилок. Вона показує, що підхід на основі правил зменшує кількість хибних першочергових реакцій через технічне обслуговування, краще відокремлює відхилення, зумовлені прогноною моделлю та забрудненням, і водночас рідше пропускає критичні випадки R6, ніж спрощене базове правило.

Отже, навіть на штучно сформованих сценаріях запропонований підхід демонструє не лише концептуальну, а й кількісну перевагу: точність прийняття рішень зростає на 23,3 відсоткового пункту, а кількість надмірних сервісних ескалацій зменшується в 4 рази.

Таблиця 5 – Порівняння структури помилок на штучно сформованих сценаріях

Тип помилки	Модель на основі правил	Базове правило прийняття рішень
Надмірна ескалація до технічного обслуговування	2	8
Помилкове трактування відхилення, зумовленого прогноною моделлю, як події технічного обслуговування	1	4
Помилкове трактування випадку забруднення як події технічного обслуговування	0	2
Пропущений критичний випадок R6	1	3
Загальна кількість помилкових маршрутів	3	10

6. Обговорення. Сильна сторона запропонованого підходу полягає в тому, що він не намагається конкурувати з вузькоспеціалізованими алгоритмами в межах одного класу задач. Натомість він вирішує іншу, не менш важливу науково прикладну проблему: як перетворити сучасні результати порівняння з еталонними показниками у сферах МРРТ, прогнозування, діагностування несправностей, аналітики забруднення та оглядів технічного обслуговування на єдину логіку прийняття рішень на рівні станції.

У порівнянні з традиційними описовими оглядами ця стаття має чотири відмінності:

- джерельна база жорстко обмежена сучасним інтервалом 2022–2025 років і не містить робіт до 2021 року;
- корпус включає не лише оглядові, а й первинні порівняльні та експериментальні статті;
- у роботі використано матрицю еталонних показників, яка поєднує метрику якості моделі з типом практичного втручання;
- модель прийняття рішень побудовано як схему на основі правил без довільних вагових коефіцієнтів.

Практичне значення полягає в тому, що запропонований підхід придатний для використання в цифрових системах підтримки рішень на сонячних електростанціях. Він дає змогу відокремлювати ситуації, у яких потрібна лише локальна корекція, від випадків, де необхідно переналаштовувати прогнозний контур, виконувати очищення або ініціювати адресне технічне обслуговування.

У порівнянні з існуючими підходами, у яких логіка прийняття рішень часто неявно вбудована в окремі модулі МРРТ, прогнозування або діагностування несправностей, запропонована модель має три переваги.

По-перше, вона чітко відокремлює відхилення, зумовлені прогноною моделлю, від подій, що потребують технічного обслуговування. По-друге, вона не зводить забруднення до підкласу загальної несправності. По-третє, навіть під час валідації на штучно сформованих сценаріях модель демонструє

вищу точність прийняття рішень, ніж спрощена логіка, за якої система насамперед схильна ескалювати випадок до сервісного втручання: 90,0 % проти 66,7 %, а також істотно меншу кількість надмірних сервісних ескалацій. Це означає, що модель додає не лише структурну ясність, а й потенційний експлуатаційний ефект.

Обмеження роботи полягають у тому, що запропонована модель ще не перевірена на єдиному сирому промисловому наборі даних, у якому були б одночасно доступні сигнали всіх шарів. Додана верифікація на основі моделювання знімає головне зауваження щодо повної відсутності кількісної перевірки, але не замінює польове або телеметричне дослідження.

Тому її слід інтерпретувати як проміжний місток між структурованим оглядом і майбутньою емпіричною валідацією на основі даних. Подальші дослідження мають бути спрямовані на перевірку моделі на основі правил на відкритих телеметричних даних або цифровому двійнику фотоелектричної станції.

7. Висновки. На основі структурованого огляду міжнародних джерел 2022–2025 років показано, що сучасний цифровий контур підвищення енерговидобутку фотоелектричних систем формується п'ятьма взаємопов'язаними шарами: MPPT, прогнозуванням, інтелектуальним оцінюванням стану, аналітикою забруднення та шаром прийняття рішень.

Встановлено, що основна невирішена проблема сучасних досліджень полягає не у відсутності алгоритмів, а в недостатній формалізації переходу від кількісного результату моделі до рішення на рівні станції.

Сформовано матрицю, орієнтовану на еталонні показники, яка безпосередньо пов'язує сучасні метрики якості з типом експлуатаційного або сервісного втручання. Це дає змогу перевести результати, наведені в літературі, у логіку прийняття рішень на рівні всієї станції, а не окремого модуля чи контролера.

Розроблено модель маршрутизації рішень на основі правил, яка відмовляється від довільних вагових коефіцієнтів і спирається на ієрархічну інтерпретацію сигналів S_{loss} , S_{local} , $S_{forecast}$, S_{fault} і $S_{soiling}$.

Верифікація на основі моделювання за 30 штучно сформованими сценаріями показала, що запропонована модель правильно маршрутизує 27 випадків із 30, тоді як спрощений базовий варіант із першочерговою сервісною реакцією правильно маршрутизує 20 випадків із 30. Загальна точність прийняття рішень становить відповідно 90,0 % проти 66,7 %.

Кількість надмірних сервісних ескалацій у порівнянні на основі моделювання зменшується з 8 до 2 випадків, а точність для сервісних маршрутів R4–R6 зростає з 63,6 % до 91,7 %. Це вказує на практичну користь моделі для зниження кількості помилкових виїздів, а також для кращого розмежування очищення, переналаштування прогнозованої моделі та технічного обслуговування.

Запропонована модель може бути використана як методична основа для цифрових систем підтримки рішень на фотоелектричних станціях і становить

науково обґрунтований перехід від розрізаних алгоритмів до цілісної експлуатаційної логіки; наступним кроком має бути її перевірка на відкритих телеметричних даних.

Заява щодо використання штучного інтелекту (ШІ). Під час підготовки цієї статті для перекладу оригінальних статей списку літератури, поліпшення читабельності тексту та форматування документа використовувалася велика мовна модель GPT-5.3-codex (у режимі high). Після використання ШІ-інструменту автор перевіряв та відредагував зміст і несе повну відповідальність за точність і достовірність кінцевої версії публікації.

Список літератури

- Engel E., Engel N. A review on machine learning applications for solar plants. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 23. 9060. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22239060>.
- Artificial intelligence techniques for the photovoltaic system: a systematic review and analysis for evaluation and benchmarking / A. Kumar et al. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2024. Vol. 31, no. 8. P. 4429–4453. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11831-024-10125-3>.
- Boubaker O. MPPT techniques for photovoltaic systems: a systematic review in current trends and recent advances in artificial intelligence. *Discover Energy*. 2023. Vol. 3. 9. DOI: <https://doi.org/10.1007/s43937-023-00024-2>.
- Maximizing solar power generation through conventional and digital MPPT techniques: a comparative analysis / S. A. Sarang et al. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. 8944. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59776-z>.
- Sousa J. T., Barbosa R. S. Comparison of classical and artificial intelligence algorithms to the optimization of photovoltaic panels using MPPT. *Algorithms*. 2025. Vol. 18, no. 8. 493. DOI: <https://doi.org/10.3390/a18080493>.
- Yilmaz M. Comparative analysis of hybrid maximum power point tracking algorithms using voltage scanning and perturb and observe methods for photovoltaic systems under partial shading conditions. *Sustainability*. 2024. Vol. 16, no. 10. 4199. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16104199>.
- Advancements and challenges in photovoltaic power forecasting: a comprehensive review / P. Di Leo et al. *Energies*. 2025. Vol. 18, no. 8. 2108. DOI: <https://doi.org/10.3390/en18082108>.
- Ouyang Z., Li Z., Chen X. Day-ahead photovoltaic power forecasting with multi-source temporal-feature convolutional networks. *Energy Informatics*. 2025. Vol. 8. 68. DOI: <https://doi.org/10.1186/s42162-025-00531-7>.
- Zhao X. A novel digital-twin approach based on transformer for photovoltaic power prediction. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. 26661. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-76711-4>.
- Aouidad H. I., Bouhelal A. Machine learning-based short-term solar power forecasting: a comparison between regression and classification approaches using extensive Australian dataset. *Sustainable Energy Research*. 2024. Vol. 11. 28. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40807-024-00115-1>.
- Photovoltaic system fault detection techniques: a review / G. M. El-Banby et al. *Neural Computing and Applications*. 2023. Vol. 35, no. 35. P. 24829–24842. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-023-09041-7>.
- Fault detection and diagnosis of a photovoltaic system based on deep learning using the combination of a convolutional neural network (CNN) and bidirectional gated recurrent unit (Bi-GRU) / A. F. Amiri et al. *Sustainability*. 2024. Vol. 16, no. 3. 1012. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16031012>.
- Tao Y., Yu T., Yang J. Photovoltaic array fault diagnosis and localization method based on modulated photocurrent and machine learning. *Sensors*. 2024. Vol. 25. 136. DOI: <https://doi.org/10.3390/s25010136>.
- Shaban W. M. Detection and classification of photovoltaic module defects based on artificial intelligence. *Neural Computing and Applications*. 2024. Vol. 36, no. 27. P. 16769–16796. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10000-z>.
- Borah P., Micheli L., Sarmah N. Analysis of soiling loss in photovoltaic modules: a review of the impact of atmospheric parameters, soil properties, and mitigation approaches. *Sustainability*.

2023. Vol. 15, no. 24. 16669. DOI: <https://doi.org/10.3390/su152416669>.
16. PV module soiling detection using visible spectrum imaging and machine learning / B. I. Evstatiev et al. *Energies*. 2024. Vol. 17, no. 20. 5238. DOI: <https://doi.org/10.3390/en17205238>.
17. Soiling modelling in large grid-connected PV plants for cleaning optimization / M. Redondo et al. *Energies*. 2023. Vol. 16, no. 2. 904. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16020904>.
18. Vichare R. V., Gaikwad S. R. AI-based predictive maintenance of solar photovoltaics systems: a comprehensive review. *Energy Informatics*. 2025. Vol. 8. 128. DOI: <https://doi.org/10.1186/s42162-025-00594-6>.

References

1. E. Engel and N. Engel, "A review on machine learning applications for solar plants," *Sensors*, vol. 22, no. 23, Nov. 2022, Art. no. 9060, doi: <https://doi.org/10.3390/s22239060>
2. A. Kumar, A. K. Dubey, I. Segovia Ramírez, A. Muñoz del Río, and F. P. García Márquez, "Artificial intelligence techniques for the photovoltaic system: A systematic review and analysis for evaluation and benchmarking," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 31, no. 8, pp. 4429–4453, May 2024, doi: <https://doi.org/10.1007/s11831-024-10125-3>
3. O. Boubaker, "MPPT techniques for photovoltaic systems: A systematic review in current trends and recent advances in artificial intelligence," *Discover Energy*, vol. 3, Dec. 2023, Art. no. 9, doi: <https://doi.org/10.1007/s43937-023-00024-2>
4. S. A. Sarang et al., "Maximizing solar power generation through conventional and digital MPPT techniques: A comparative analysis," *Scientific Reports*, vol. 14, Apr. 2024, Art. no. 8944, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59776-z>
5. J. T. Sousa and R. S. Barbosa, "Comparison of classical and artificial intelligence algorithms to the optimization of photovoltaic panels using MPPT," *Algorithms*, vol. 18, no. 8, Aug. 2025, Art. no. 493, doi: <https://doi.org/10.3390/a18080493>
6. M. Yilmaz, "Comparative analysis of hybrid maximum power point tracking algorithms using voltage scanning and perturb and observe methods for photovoltaic systems under partial shading conditions," *Sustainability*, vol. 16, no. 10, May 2024, Art. no. 4199, doi: <https://doi.org/10.3390/su16104199>
7. P. Di Leo, A. Ciocia, G. Malgaroli, and F. Spertino, "Advancements and challenges in photovoltaic power forecasting: A comprehensive review," *Energies*, vol. 18, no. 8, Apr. 2025, Art. no. 2108, doi: <https://doi.org/10.3390/en18082108>
8. Z. Ouyang, Z. Li, and X. Chen, "Day-ahead photovoltaic power forecasting with multi-source temporal-feature convolutional networks," *Energy Informatics*, vol. 8, May 2025, Art. no. 68, doi: <https://doi.org/10.1186/s42162-025-00531-7>
9. X. Zhao, "A novel digital-twin approach based on transformer for photovoltaic power prediction," *Scientific Reports*, vol. 14, Nov.

- 2024, Art. no. 26661, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-76711-4>
10. H. I. Aouidad and A. Bouhelal, "Machine learning-based short-term solar power forecasting: A comparison between regression and classification approaches using extensive Australian dataset," *Sustainable Energy Research*, vol. 11, Aug. 2024, Art. no. 28, doi: <https://doi.org/10.1186/s40807-024-00115-1>
11. G. M. El-Banby, N. M. Moawad, B. A. Abouzalm, W. F. Abouzaid, and E. A. Ramadan, "Photovoltaic system fault detection techniques: A review," *Neural Computing and Applications*, vol. 35, no. 35, pp. 24829–24842, Oct. 2023, doi: <https://doi.org/10.1007/s00521-023-09041-7>
12. A. F. Amiri, S. Kichou, H. Oudira, A. Chouder, and S. Silvestre, "Fault detection and diagnosis of a photovoltaic system based on deep learning using the combination of a convolutional neural network (CNN) and bidirectional gated recurrent unit (Bi-GRU)," *Sustainability*, vol. 16, no. 3, Jan. 2024, Art. no. 1012, doi: <https://doi.org/10.3390/su16031012>
13. Y. Tao, T. Yu, and J. Yang, "Photovoltaic array fault diagnosis and localization method based on modulated photocurrent and machine learning," *Sensors*, vol. 25, Dec. 2024, Art. no. 136, doi: <https://doi.org/10.3390/s25010136>
14. W. M. Shaban, "Detection and classification of photovoltaic module defects based on artificial intelligence," *Neural Computing and Applications*, vol. 36, no. 27, pp. 16769–16796, May 2024, doi: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10000-z>
15. P. Borah, L. Micheli, and N. Sarmah, "Analysis of soiling loss in photovoltaic modules: A review of the impact of atmospheric parameters, soil properties, and mitigation approaches," *Sustainability*, vol. 15, no. 24, Dec. 2023, Art. no. 16669, doi: <https://doi.org/10.3390/su152416669>
16. B. I. Evstatiev, D. T. Trifonov, K. G. Gabrovska-Evstatieva, N. P. Valov, and N. P. Mihailov, "PV module soiling detection using visible spectrum imaging and machine learning," *Energies*, vol. 17, no. 20, Oct. 2024, Art. no. 5238, doi: <https://doi.org/10.3390/en17205238>
17. M. Redondo, C. A. Platero, A. Maset, F. Rodríguez, and V. Donate, "Soiling modelling in large grid-connected PV plants for cleaning optimization," *Energies*, vol. 16, no. 2, Jan. 2023, Art. no. 904, doi: <https://doi.org/10.3390/en16020904>
18. R. V. Vichare and S. R. Gaikwad, "AI-based predictive maintenance of solar photovoltaics systems: A comprehensive review," *Energy Informatics*, vol. 8, Oct. 2025, Art. no. 128, doi: <https://doi.org/10.1186/s42162-025-00594-6>

Надійшла (Received) 03.04.2026

Прийнята (Accepted) 10.05.2026

Опублікована (Published) 29.05.2026

UDC 004.8:620.91:621.311.243

VITALII KHARCHENKO ✉ – Postgraduate Student of the Department of Electric Power Stations, National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"; LLC "Small Computer Academy STEP Zhytomyr"; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6013-9529>; e-mail: vitalii.kharchenko@ieec.khpi.edu.ua.

DIGITAL LOOP MODEL FOR IMPROVING PHOTOVOLTAIC ENERGY YIELD

The article proposes a model of a digital contour for increasing the energy yield of photovoltaic systems, developed on the basis of a structured analysis of modern international studies. The relevance of the work is determined by the fact that the efficiency of photovoltaic power plants depends not only on the technical characteristics of the equipment, but also on the ability of the system to identify the causes of reduced electricity generation in a timely manner and to reasonably select the next operational or service action. The conditions under which photovoltaic systems lose part of their potential energy yield are considered, including partial shading of solar modules, rapid changes in weather parameters, contamination of panel surfaces, gradual equipment degradation, and the occurrence of technical faults. The aim of the article is to form an integrated approach to decision routing within the digital contour of a photovoltaic system based on the quantitative results of modern studies. Modern approaches to maximum power point tracking control, electricity generation forecasting, fault detection, contamination assessment, technical condition monitoring, and decision support for operational or service intervention are analyzed. It is determined that individual algorithmic solutions already demonstrate high quantitative results within their own task classes, but their application in large photovoltaic complexes remains limited due to the insufficient formalization of the transition from the result of an individual model to a practical decision at the level of the entire power plant. The proposed digital contour is considered not as a set of independent analytical modules, but as an integrated system in which forecasting, deviation detection, contamination assessment, equipment condition analysis, and decision routing operate in a coordinated manner. Particular attention is paid to the formalization of the action selection process based on the set of system signals. The proposed approach makes it possible to distinguish situations in which local correction of the operating mode is sufficient from cases in which it is necessary to recalibrate the forecasting model, clean the solar modules, or initiate targeted technical maintenance. The scientific novelty of the work lies in formalizing the relationship between the quantitative results of modern algorithmic approaches and the types of practical decisions at the level of a photovoltaic power plant. The practical significance of the work lies in the possibility of using the proposed model as a basis for digital decision support systems at photovoltaic power plants. This logic makes it possible to reduce the risk of unjustified service interventions, avoid the incorrect interpretation of contamination or forecasting error as a technical fault, and improve the validity of operational decisions.

Keywords: photovoltaic power plant; energy yield; forecasting; diagnostics; contamination; maintenance; monitoring; routing; modeling; control.