

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Електронної та біомедичної інженерії
(повна назва)

Кафедра Мікроелектроніки, електронних приладів та пристроїв
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

ДОСЛІДЖЕННЯ ПРИСТРОЮ ЖИВЛЕННЯ
НА ОСНОВІ СОНЯЧНОЇ БАТАРЕЇ
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ЕПШМ-24-1
Шутєєв Н.В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 171 Електроніка
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма «Електронні пристрої та системи»
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. каф. МЕЕПШ Галат О.Б.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

Бондаренко.І.М.
(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Електронної та біомедичної інженерії
(повна назва)Кафедра Мікроелектроніки, електронних приладів та пристроїв
(повна назва)Рівень вищої освіти другий (магістерський)Спеціальність 171 Електроніка
(код і повна назва)Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)Освітня програма «Електронні прилади та пристрої»
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУстудентові Шутєєву Назару Віталійовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи «Дослідження пристрою живлення на основі сонячної батареї»

затверджена наказом університету від 24 листопада 2025 р. № 1056 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 13_ 12_ 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи

3.1 Фотоелектричний модуль потужністю 100...500 Вт у якості джерела живлення побутового пристрою.3.2 Діапазон іррадіації: 0-1200 Вт/м²3.3 Діапазон температури: від -20 до +85 °С.3.4 Метод — гібридний: модель Де Сото з нейромережею для корекції похибок.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Провести аналітичний огляд сучасних технологій фотоелектричних перетворювачів та факторів, що призводять до деградації та втрат енергії в реальних умовах;2) Розробити архітектуру гібридної моделі, яка поєднує фізичне рівняння одного діода для розрахунку базового тренду та нейронну мережу для компенсації нелінійних похибок;3) Виконати програмну реалізацію моделі в середовищі Python, що включає, налаштування фізичних параметрів модуля та навчання нейронної мережі4) Провести верифікацію моделі на тестовій вибірці даних, виконати аналіз чутливості до кліматичних факторів та оцінити підвищення точності прогнозування.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри)

Слайд-презентація,

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз технічного завдання	12.10.2025	
2	Аналітичний огляд літератури та методів моделювання	15.10.2025	
3	Вибір та підготовка експериментальних даних	18.10.2025	
4	Реалізація базової фізичної моделі	27.10.2025	
5	Розробка, навчання та валідація нейронної мережі	07.11.2025	
6	Аналіз результатів моделювання	13.11.2025	
7	Оформлення пояснювальної записки	15.11.2025	
8	Підготовка презентації та графічного матеріалу	04.12.2025	
9	Подача роботи в екзаменаційну комісію	13.12.2025	

Дата видачі завдання 29 вересня 2025 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ доцент каф. МЕЕПІ. Галат О. Б.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 80 сторінок, 25 рисунків, 3 таблиці, 23 джерела.

ФОТОЕЛЕКТРИЧНА СИСТЕМА, МОДЕЛЮВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ГІБРИДНА МОДЕЛЬ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ ПОТУЖНОСТІ.

Об'єкт дослідження – процес перетворення сонячної енергії в електричну фотоелектричними модулями в реальних умовах експлуатації.

Мета роботи – підвищення точності прогнозування вихідної потужності фотоелектричних систем шляхом розробки та програмної реалізації гібридної моделі, що поєднує фізичне моделювання напівпровідникових процесів із методами штучних нейронних мереж.

Методи дослідження – математичне моделювання з використанням однодіодної еквівалентної схеми (модель Де Сото), методи регресійного аналізу, теорія штучних нейронних мереж на основі багатошарового перцептрона, статистичний аналіз похибок.

Розроблено та програмно реалізовано гібридну модель прогнозування. Проведено порівняльний аналіз роботи моделі на реальних даних модуля SunPower. Досягнуто зниження похибки прогнозування середня квадратичної відхилення на 87% порівняно з базовою фізичною моделлю.

Галузь застосування – системи моніторингу сонячних електростанцій, розробка «розумних» мереж, діагностика несправностей фотоелектричних масивів.

ABSTRACT

Explanatory note: 80 pages, 26 figures, 3 tables, 23 references.

PHOTOVOLTAIC SYSTEM, MODELING, NEURAL NETWORK, HYBRID MODEL, MACHINE LEARNING, POWER FORECASTING.

The object of research is the process of solar energy conversion into electrical energy by photovoltaic modules under real operating conditions.

The purpose of the work is to improve the accuracy of solar panel power output forecasting by creating a hybrid model that compensates for the limitations of physical equations using artificial intelligence methods.

Research methods – mathematical modeling using a single-diode equivalent circuit (De Soto model), regression analysis methods, theory of artificial neural networks (multilayer perceptron), and statistical error analysis.

A hybrid forecasting model was developed and implemented in software. A comparative analysis of the model's performance was conducted using real data from a SunPower module. A reduction in RMSE prediction error by 87% was achieved compared to the base physical model.

Field of application – monitoring systems for solar power plants, development of Smart Grids, and fault diagnosis of photovoltaic arrays.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	10
ВСТУП.....	8
1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ДОСЛІДЖЕНЬ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ ПАНЕЛЕЙ.....	11
1.1 Обґрунтування актуальності теми.....	11
1.2 Класифікація та будова фотоелектричних перетворювачів	13
1.3 Фізичні основи роботи сонячного елемента	17
1.4 Електричні характеристики та схеми підключення	21
1.5 Фактори деградації та втрат у реальних умовах.....	26
1.6 Огляд існуючих підходів до аналізу сонячних панелей	28
1.7 Детальний аналіз сучасних досліджень.....	33
1.8 Узагальнення та висновки.....	38
2 РОЗРОБКА ГІБРИДНОЇ МОДЕЛЬНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ФОТОВОЛЬТАЇЧНИХ СИСТЕМ	39
2.1 Концептуальна архітектура гібридної моделі.....	39
2.2 Математична модель фізичної підсистеми	39
2.3 Розробка підсистеми на основі даних (машинного навчання).....	42
2.4 Вибір та обґрунтування моделі.....	43
3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДАНІ ТА СЕРЕДОВИЩЕ МОДЕЛЮВАННЯ	46
3.1 Структура об'єкта моделювання.....	46
3.2 Опис експериментального набору даних	47
3.3 Середовище реалізації програмного забезпечення та моделювання.....	50
3.4 Система збору даних та експериментальна база	56
3.5 Алгоритм та етапи проведення обчислювального експерименту ...	58
4 РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЮВАННЯ, ПЕРЕВІРКА ТА АНАЛІЗ.....	62

4.1 Вибір моделі.....	64
4.2 Моделювання 1: Базова продуктивність фізичної моделі	65
4.3 Моделювання 2: Продуктивність та валідація гібридної моделі.....	67
4.4 Статистична оцінка точності моделей.....	69
4.5 Аналіз часових рядів та динаміки генерації.....	70
4.6 Просторово-часовий розподіл похибок.....	72
4.7 Гістограмний аналіз залишків	74
ВИСНОВКИ.....	77
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	79
ДОДАТОК А.....	ПОМИЛКА! ЗАКЛАДКУ НЕ ВИЗНАЧЕНО.
ДОДАТОК Б.....	ПОМИЛКА! ЗАКЛАДКУ НЕ ВИЗНАЧЕНО.
ДОДАТОК В (ПРЕЗЕНТАЦІЯ).....	ПОМИЛКА! ЗАКЛАДКУ НЕ ВИЗНАЧЕНО.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І
ТЕРМІНІВ

- EVA – Ethylene Vinyl Acetate (етиленвінілацетат, герметизуюча плівка) ;
LID – Light Induced Degradation (світлова деградація) ;
ML – Machine Learning (машинне навчання) ;
MPP – Maximum Power Point (очка максимальної потужності, ТМП) ;
ВДЕ – Відновлювані джерела енергії;
ККД – Коефіцієнт корисної дії;
САП – середня абсолютна похибка;
СКО – середньоквадратична похибка;
ФЕ – Фотоелектрична (панель);
ФЕП – Фотоелектричний перетворювач;
ШНМ – Штучна нейронна мережа.

ВСТУП

Енергія є фундаментальною основою існування сучасної цивілізації, забезпечуючи функціонування промисловості, транспорту та побутової сфери. Протягом останнього століття домінуючу роль у світовому енергобалансі відігравали викопні ресурси, проте вичерпність їхніх запасів та катастрофічний вплив на екологію планети зумовили глобальний перехід до відновлюваних джерел енергії (ВДЕ). Серед усіх видів ВДЕ сонячна енергетика має найбільший потенціал, оскільки потік енергії Сонця, що досягає поверхні Землі, на декілька порядків перевищує загальне енергоспоживання людства.

Основним інструментом перетворення сонячного випромінювання на електрику є фотоелектричні (ФЕ) панелі. Технологічний розвиток останніх десятиліть дозволив суттєво підвищити ККД кремнієвих перетворювачів, зменшити їхню вартість та зробити сонячну генерацію конкурентоспроможною порівняно з традиційною вугільною чи газовою енергетикою. Проте, на відміну від стабільних джерел, сонячна генерація має стохастичний характер, оскільки повністю залежить від мінливих погодних умов, інтенсивності інсоляції та температури навколишнього середовища.

Ефективна інтеграція сонячних електростанцій у сучасні «розумні» енергомережі (Smart Grids) неможлива без створення високоточних систем прогнозування. Похибка у визначенні вихідної потужності призводить до дестабілізації мережі та фінансових втрат. Традиційні методи моделювання, що базуються виключно на фізичних рівняннях напівпровідників (таких як модель Де Сото), часто демонструють значні відхилення в реальних умовах експлуатації. Це зумовлено складністю врахування таких факторів, як нерівномірне забруднення поверхні, спектральні зсуви світла, затінення та природна деградація матеріалів модуля.

Останніми роками для вирішення задач апроксимації складних процесів у напівпровідникових структурах все частіше застосовуються методи штучного

інтелекту. Використання штучних нейронних мереж дозволяє виявляти приховані закономірності в експериментальних даних, які важко формалізувати аналітично. Найбільш перспективним підходом сьогодні вважається гібридне моделювання, де фізично обґрунтована база доповнюється інтелектуальним коректором на основі машинного навчання.

Враховуючи вищевказане, дана робота спрямована на дослідження та розробку гібридної модельної системи для фотоелектричних модулів, зокрема на прикладі високоефективних монокристалічних панелей SunPower. У дослідженні поєднується класична однодіодна модель, реалізована за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення *pvlib*, та багат шаровий перцептрон, навчений на реальних масивах метеорологічних даних. Такий підхід дозволяє компенсувати обмеження традиційної фізики та досягти високої точності прогнозування у широкому діапазоні робочих умов.

Мета роботи – підвищення точності прогнозування вихідної потужності фотоелектричних систем шляхом розробки та програмної реалізації гібридної моделі, що поєднує фізичне моделювання напівпровідникових процесів із методами штучних нейронних мереж.

1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ДОСЛІДЖЕНЬ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ ПАНЕЛЕЙ

1.1 Обґрунтування актуальності теми

Глобальне прагнення до сталого розвитку джерел енергії у відповідь на зміну клімату та зростання попиту на енергію позиціонувало сонячну енергію як наріжний камінь майбутнього енергетичного балансу світу. Фотоелектрична (ФЕ) панель, яка безпосередньо перетворює сонячне світло на електроенергію, зазнала експоненціального зростання протягом останніх двох десятиліть, зумовленого падінням витрат, технологічним прогресом та сприятливою державною політикою. Сонячні панелі вже не є нішевим продуктом, а основним джерелом енергії для житлових, комерційних та комунальних застосувань. Однак широке впровадження цієї технології ставить перед нами критичну проблему: забезпечення надійної та передбачуваної роботи цих пристроїв протягом їхнього 25-30-річного терміну служби. Точне моделювання продуктивності та глибоке розуміння експериментальної поведінки мають першорядне значення для ефективного фінансування, проектування та експлуатації сонячних електростанцій.

Актуальність цього дослідження полягає у розгляді критично вузького місця у фінансовій та технічній експлуатації потужностей відновлюваної енергетики. Зі збільшенням проникнення сонячної енергії операторам мереж потрібні високоточні короткострокові прогнози для ефективного балансування навантаження. Відхилення навіть на 5% у прогнозованій потужності може призвести до значної нестабільності частоти та фінансових штрафів для операторів установок. Крім того, запропонована гібридна модель розроблена для безшовної інтеграції в існуючі системи диспетчерського контролю та збору даних. Використовуючи стандартні вхідні дані (опромінення та температуру), які

вже відстежуються промисловими піранометрами та термopарами, цю платформу можна розгорнути як «програмний датчик» на пристроях периферійних обчислень або хмарних платформах моніторингу без необхідності дорогого оновлення обладнання. Ця можливість дозволяє здійснювати моніторинг стану в режимі реального часу, що дозволяє застосовувати стратегії прогнозного обслуговування, які спеціально спрямовані на випадки забруднення або деградації, перш ніж вони спричинять значні втрати врожаю.

Незважаючи на зрілість ФЕ-технології, сталий розвиток цієї технології, що зображено на рисунку 1.1, часто існує значний розрив між прогнозованою енергетичною продуктивністю сонячної панелі та її фактичною продуктивністю в польових умовах. Ця розбіжність виникає через складну взаємодію факторів навколишнього середовища (опромінення, температура, забруднення), властиву деградацію матеріалів та обмеження традиційних моделей продуктивності [1].

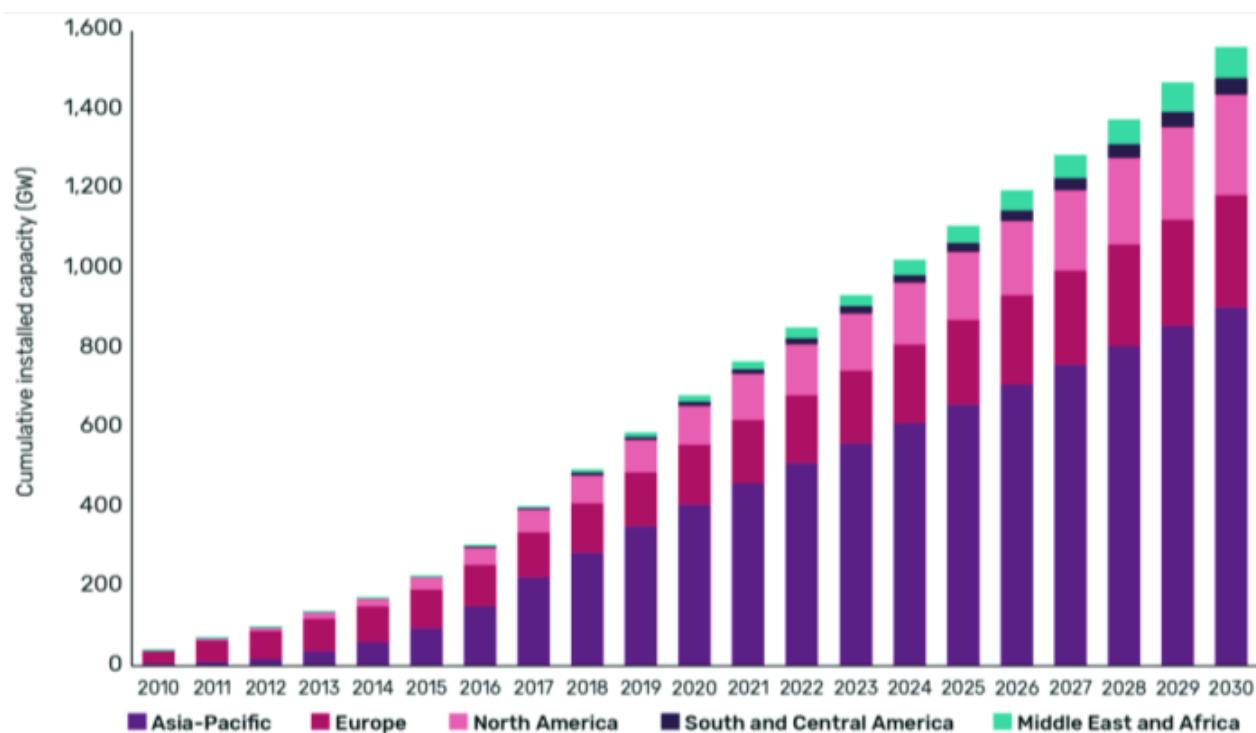


Рисунок 1.1 – Сукупна фактична та прогнозована до 2030 р. встановлена потужність сонячних фотоелектричних систем у світі за регіонами

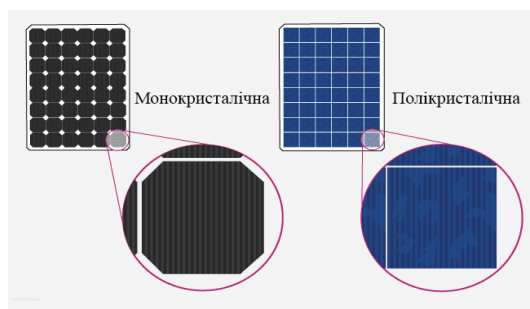
Неможливість точно прогнозувати виробництво енергії та темпи деградації призводить до технічних та фінансових ризиків, перешкоджаючи оптимізації сонячних активів та потенційно перешкоджаючи подальшим інвестиціям. Тому існує критична потреба в розробці моделей, які можуть бути засновані на надійних експериментальних даних.

Основним об'єктом цього дослідження є фотоелектрична (ФЕ) панель, також відома як сонячний модуль. ФЕ панель – це збірка взаємопов'язаних сонячних елементів, які є напівпровідниковими пристроями, що демонструють фотоелектричний ефект. Ці елементи зазвичай інкапсульовані між прозорою передньою поверхнею (зазвичай склом) та захисним заднім шаром, всі вони утримуються разом у жорсткій рамці. Коли сонячне світло потрапляє на сонячний елемент, фотони збуджують електрони, генеруючи електричний струм. Сукупна вихідна потужність цих елементів визначає загальну номінальну потужність панелі. У цій роботі буде досліджено як мікроскопічну поведінку елементів, так і макроскопічні характеристики всієї збірки панелі за різних умов моделювання.

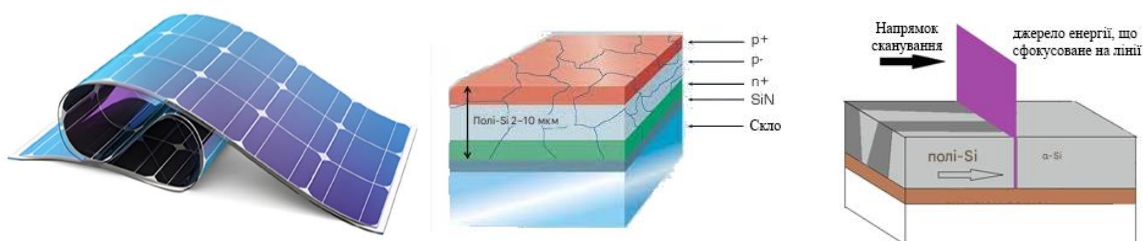
1.2 Класифікація та будова фотоелектричних перетворювачів

Фотоелектричний перетворювач (ФЕП), або сонячний елемент – це напівпровідниковий прилад, який безпосередньо перетворює енергію фотонів сонячного випромінювання в електричну енергію постійного струму, використовуючи внутрішній фотоелектричний ефект.

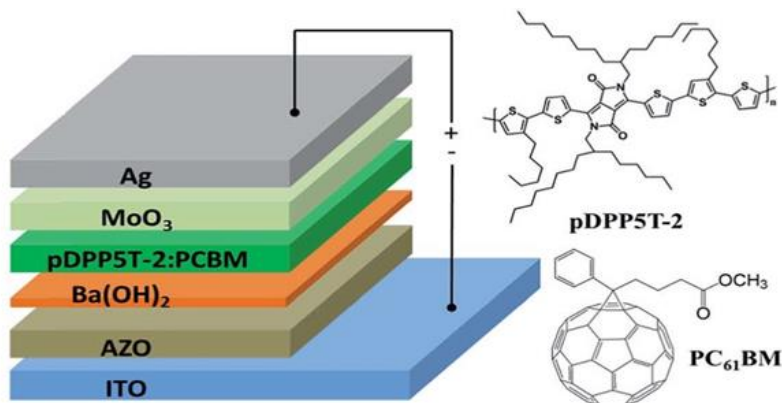
Сучасний ринок фотовольтаїки характеризується широким розмаїттям технологій, які прийнято класифікувати за типом поглинаючого матеріалу та кристалічною структурою. Загальноприйнятим є поділ на три «покоління», що зображено на рисунку 1.2 [2]. Це перше і найбільш поширене покоління, що займає понад 90% світового ринку.



а)



б)



в)

а – перше покоління на основі кристалічної кремнієвої комірки; б – друге покоління на тонкоплівкових сонячних елементах; в – третє покоління на багатоперехідних елементах, схема інвертованих структур органічних сонячних елементів та хімічних структур pDPP5T-2 та PC 61 BM

Рисунок 1.2 – Класифікація технологій фотоелектричних перетворювачів

Саме цей тип панелей (зокрема, монокристалічні) є об'єктом моделювання в даній роботі. Кремнієві панелі поділяються на два основні типи: монокристалічні та полікристалічні.

Монокристалічні (Mono-Si) панелі виготовляються з кремнію найвищої чистоти, вирощеного методом Чохральського у вигляді єдиного суцільного кристала. Така ідеальна структура забезпечує вільний рух електронів, що гарантує найвищий ККД серед серійних зразків (від 19% до 25%). Візуально ці комірки мають однорідний чорний колір та характерні заокруглені кути, які є наслідком циліндричної форми вихідного злитка. Наприклад, модуль SunPower, обраний для дослідження в Розділі 2, належить саме до цього класу, використовуючи вдосконалену технологію тильних контактів, яка дозволяє уникнути затінення активної поверхні струмознімальною сіткою.

Полікристалічні (Poly-Si) панелі виготовляються шляхом повільного охолодження розплавленого кремнію у квадратних формах. У результаті цього процесу утворюється структура, що складається з багатьох дрібних кристалів. На межах зерен відбувається додаткова рекомбінація носіїв заряду, що знижує їхню ефективність до 15–18%. Візуально вони легко відрізняються синім кольором та характерним «морозним візерунком» на поверхні.

Друге покоління ФЕП формується шляхом осадження мікронних шарів напівпровідника на гнучку або жорстку підкладку (скляну, металеву або полімерну). До основних представників тонкоплівкових технологій належать: аморфний кремній (*a-Si*), який часто використовується в калькуляторах та гнучких модулях; телурид кадмію (*CdTe*), який є найбільш економічно ефективною тонкоплівковою технологією, та *CuInGaSe* (Мідь-Індій-Галій-Селен), що має найвищу ефективність серед тонких плівок[3]. Хоча тонкоплівкові панелі демонструють кращу роботу при розсіяному світлі та високих температурах, для генерації тієї ж потужності вони вимагають більшої площі порівняно з кристалічним кремнієм. Окрема сонячна комірка є крихкою (товщина кремнієвої пластини становить 160–200 мкм) і вразливою до корозії. Для забезпечення терміну служби 25–30 років комірки збираються в єдиний конструктив – фотоелектричний модуль.

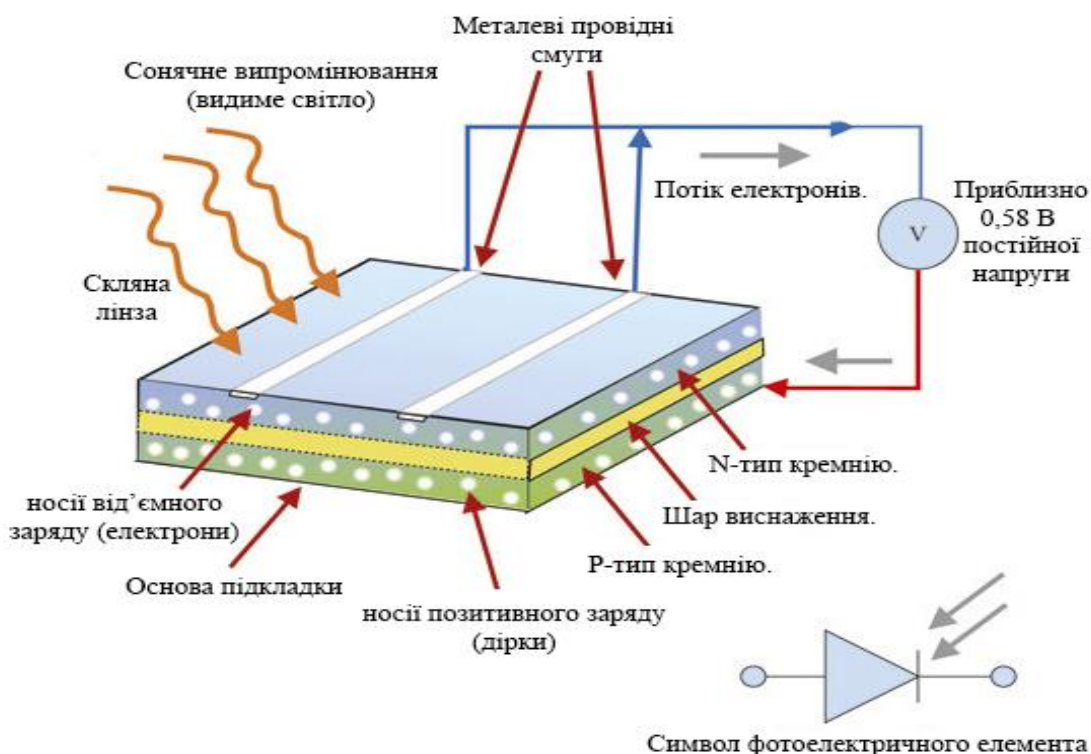


Рисунок 1.3 – Схематичне зображення конструкції та принципу дії кремнієвої сонячної комірки

Типова структура модуля являє собою багатошаровий «сендвіч», що складається з наступних компонентів, схема якого зображена на рисунку 1.3. Електрично він представлений еквівалентною схемою з одним діодом [2].

Почнемо зі скляної лінзи або фронтального скла. Це верхній шар, який захищає елемент і забезпечує високе пропускання сонячного випромінювання. Зазвичай використовують загартоване скло з низьким вмістом заліза, яке пропускає понад 90% сонячного спектра.

Під склом розташована робоча частина комірки, яка складається з легованого кремнію: *N*-тип кремнію та *P*-тип кремнію. Це основна частина, де відбувається генерація носіїв заряду (електронів та дірок) під дією світла (фотоефект). У межах цієї структури формується Шар виснаження (*p-n*-перехід). Це місце, де утворюється електричне поле, яке розділяє і направляє заряджені

частинки. Саме між областями n - та p -типу при опроміненні виникає електрорушійна сила (ЕРС) [13].

Під впливом сонячного випромінювання генеруються носії від'ємного заряду (електрони) та носії позитивного заряду (дірки). Напрямок їхнього руху показано відповідно до принципу дії. Збір та відведення електронів, що утворилися, забезпечують Металеві провідні смуги (шини), які є частиною зовнішнього електричного кола. Сонячна комірка має Символ фотоелектричного елемента, що вказує на її електричну сутність як генератора струму. Типове значення Вихідної напруги, яку генерує один кремнієвий фотоелемент при освітленні, становить близько $\sim 0,58$ В.

Вся конструкція розміщується на Основі підкладки, яка служить структурною опорою. У повномасштабних сонячних модулях ця підкладка виконує також функцію ізолятора/захисного шару і виготовляється із спеціальних композитних матеріалів, наприклад, полівінілфторид або поліестер.

Розуміння цієї структури є важливим для моделювання, оскільки теплові властивості скла, EVA та підкладки визначають температуру комірки (T_c) у моделі Де Сото, а наявність шунтуючих діодів змінює форму кривої $I-V$, що створює нелінійності, які має компенсувати розроблена гібридна модель.

1.3 Фізичні основи роботи сонячного елемента

Розуміння фізичних процесів, що протікають у напівпровідниковій структурі, є ключовим для побудови адекватної математичної моделі. В основі роботи будь-якого фотоелектричного перетворювача (ФЕП) лежить внутрішній фотоелектричний ефект у p - n переході.

З точки зору квантової механіки, енергетичні стани електронів у кристалічній ґратці кремнію об'єднуються у дозволені зони, розділені забороненою зоною, в якій електрони не можуть перебувати.

Для роботи ФЕП важливі дві зони валентна зона та зона провідності. Валентна зона повністю заповнена електронами, які беруть участь у ковалентних

зв'язках між атомами кремнію. Вони не можуть переносити заряд. Зона провідності зазвичай порожня. Якщо електрон потрапляє сюди, він стає вільним і може створювати електричний струм.

Енергетична відстань між «стелею» валентної зони та «дном» зони провідності називається шириною забороненої зони (E_g). Для кристалічного кремнію при кімнатній температурі (300 К) ця величина становить приблизно 1.12 еВ. Це фундаментальний параметр, який визначає граничну чутливість фотоелемента. Тільки ті фотони, енергія яких перевищує 1.12 еВ (що відповідає довжині хвилі $\lambda < 1100$ нм), здатні перевести електрон у зону провідності. Цей параметр не є константою і зменшується зі зростанням температури, що пояснює падіння напруги холостого ходу при нагріванні панелі – ефект, який враховує модель Де Сото в Розділі 2.

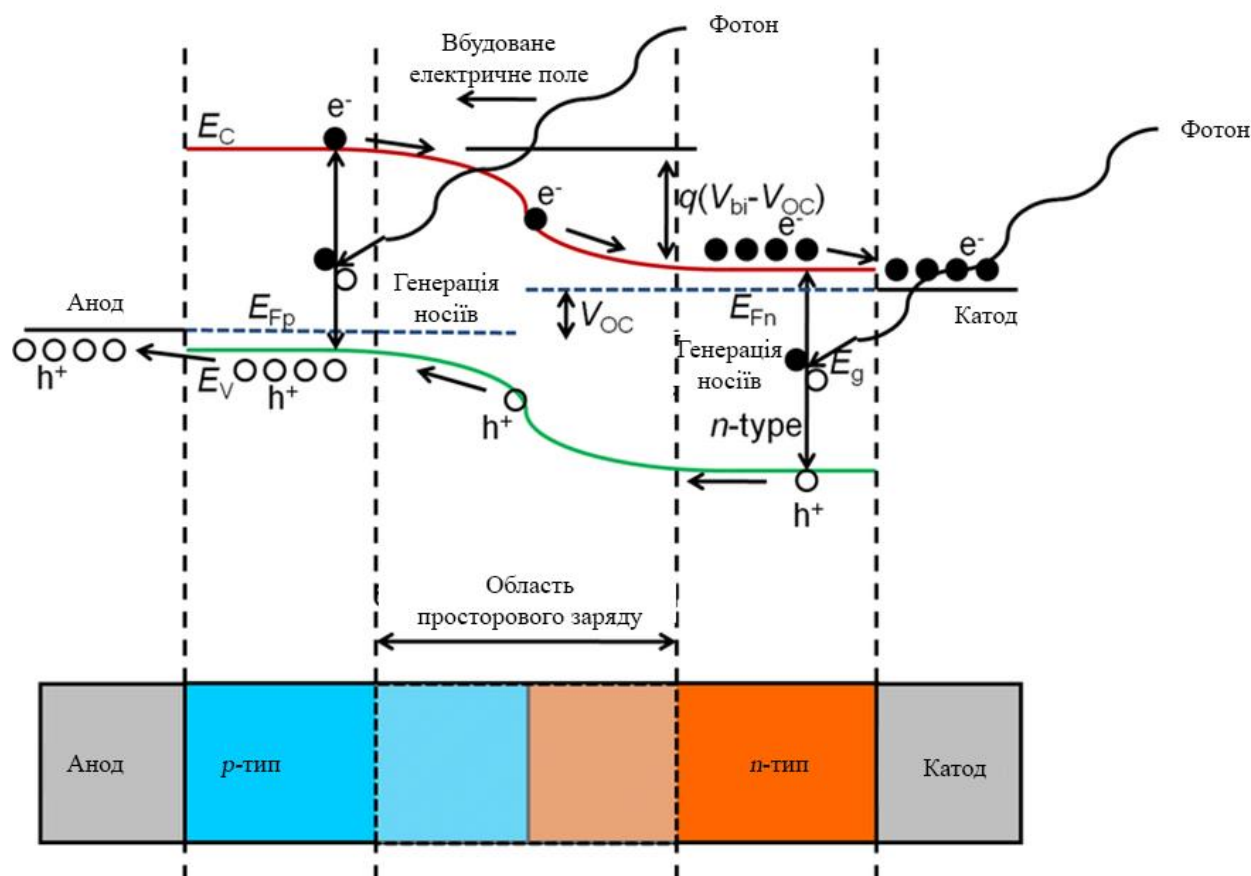


Рисунок 1.4 – Діаграма енергетичних зон кристалічного кремнієвого сонячного елемента з p-n переходом під дією світла

Рисунок 1.4 ілюструє діаграму енергетичних зон кристалічного кремнієвого сонячного елемента з p-n переходом під час освітлення при нульовому струмі, що відповідає умові розімкнутого кола [13]. Діаграма зон показує три основні області пристрою: область кремнію p-типу (ліворуч, синя), область об'ємного заряду (виснаження) (у центрі) та область кремнію n-типу (праворуч, помаранчева). Пристрій контактує через анод (p-бік) та катод (n-бік). Зображені енергетичні зони включають край зони провідності (E_C), край валентної зони (E_V), квазірівні Фермі для електронів (E_{Fn}) та дірок (E_{Fp}), а також заборонену зону (E_g) між E_C та E_V .

Коли фотони з енергією, більшою за ширину забороненої зони E_g , поглинаються в областях p-типу та n-типу, генеруються електрон-діркові пари: електрони збуджуються з валентної зони (E_V) до зони провідності (E_C). В області p-типу ці електрони служать неосновними носіями, тоді як в області n-типу генеровані дірки є неосновними носіями. Неосновні носії, що досягають області об'ємного заряду, розділяються вбудованим електричним полем; електрони зміщуються до сторони n-типу (рухаючись праворуч) і зрештою збираються на катоді, тоді як дірки зміщуються до сторони p-типу (рухаючись ліворуч) і зрештою збираються на аноді. Це вбудоване поле забезпечує ефективне перенесення носіїв заряду через перехід, мінімізуючи втрати на рекомбінацію.

Під освітленням та в умовах розімкнутого кола (нульовий зовнішній струм) діаграма енергетичних зон показує розділення між електронним квазірівнем Фермі (E_{Fn}) в n-області та дірковим квазірівнем Фермі (E_{Fp}) в p-області. Різниця між E_{Fn} та E_{Fp} на контактах відповідає напрузі розімкнутого кола (V_{oc}), яка представляє максимально можливу напругу, доступну від сонячного елемента. Математично це виражається як

$$V_{oc} = E_{Fn} - E_{Fp} \quad (1.1)$$

Стрілки на діаграмі вказують напрямок руху носіїв заряду: електрони (e^-) протікають через зону провідності з p-типу в n-типову область до катода, тоді як

дірки (h^+) рухаються через валентну зону з n-типової області до анода. Нижня частина діаграми ілюструє фізичні шари пристрою, додатково вказуючи на те, що електронний струм рухається до катода (праворуч), а дірковий струм – до анода (ліворуч).

Цей процес генерує фотоелектричну напругу на сонячному елементі. В умовах короткого замикання ця фотоелектрична напруга пропускатиме струм через зовнішнє навантаження; однак, в умовах розімкненого кола, як показано на діаграмі, напруга зростає до свого максимального значення, але зовнішній струм не протікає.

Чистий (власний) кремній має низьку електропровідність. Для того, щоб створити функціональний фотоелемент, його необхідно легувати. Створюється структура з двох шарів. Шар n-типу, емітер, утворюється додаванням фосфору, який має зайвий електрон. Цей шар роблять дуже тонким (зазвичай < 1 мкм), щоб максимально пропустити світло. Шар p-типу, база, створюється шляхом додавання бору, що, навпаки, призводить до утворення «дірок» позитивних носіїв заряду.

На межі контакту цих легованих шарів відбувається дифузія основних носіїв заряду. В результаті формується область просторового заряду або збіднений шар. У цій зоні виникає вбудоване електричне поле, спрямоване від n-області до p-області. Саме це поле є ключовим "двигуном", який забезпечує подальше розділення зарядів.

Перетворення сонячної енергії на електричну відбувається у три послідовні етапи. Спершу відбувається поглинання фотона: коли сонячне світло падає на елемент, фотони проникають у напівпровідник. Якщо енергія фотона $h\nu$ є достатньою ($h\nu > E_g$, де E_g – ширина забороненої зони), він поглинається, передаючи свою енергію електрону у валентній зоні. Це призводить до генерації носіїв заряду: електрон переходить у зону провідності, залишаючи після себе дірку. Таким чином, утворюється електронно-діркова пара (ЕДП).

Нарешті, відбувається розділення цих носіїв. Якщо електронно-діркова пара утворилася в межах дії електричного поля p-n переходу (або на відстані

дифузійної довжини від нього), поле миттєво "підхоплює" носіїв: електрони дрейфують в n-область, а дірки – в p-область.

Це накопичення розділених зарядів на протилежних контактах елемента створює різницю потенціалів – фото-ЕРС. При замиканні зовнішнього кола через навантаження починає текти струм, відомий як фотострум (I_{ϕ}). Його величина прямо пропорційна інтенсивності випромінювання (G):

$$I_{\phi} \approx C \cdot G \quad (1.2)$$

де C – коефіцієнт пропорційності. Ця лінійна залежність є базою для фізичної моделі фотоелемента.

Класична однодіодна модель часто ігнорує тонкі спектральні ефекти (зміну складу світла вранці та ввечері). Однак, як показано вище, реакція кремнію сильно залежить від довжини хвилі. Запропонована у Розділі 3 гібридна модель використовує нейромережу саме для того, щоб емпірично врахувати ці спектральні невідповідності, використовуючи часові мітки $\sin(t), \cos(t)$ як непрямі індикатори положення сонця та стану атмосфери.

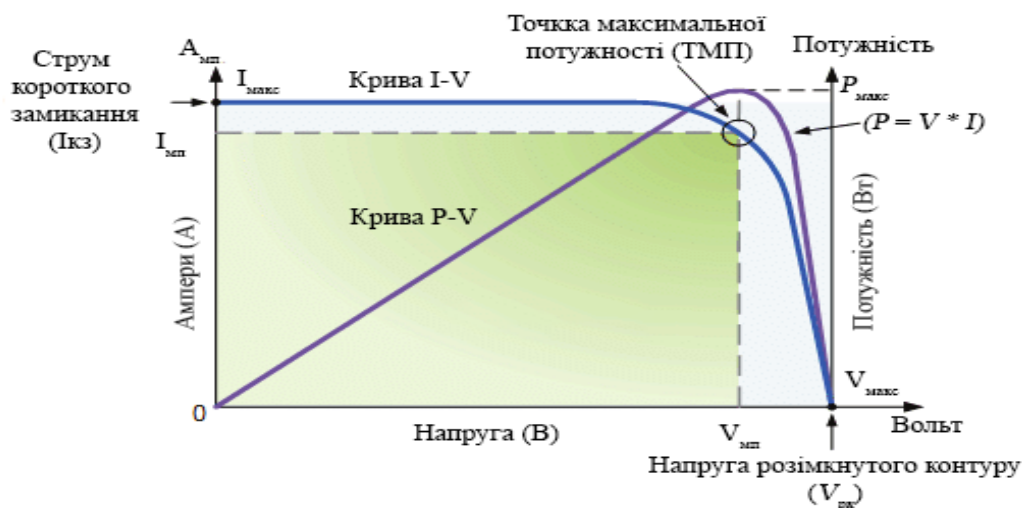
1.4 Електричні характеристики та схеми підключення

Фотоелектричний модуль не є ідеальним джерелом напруги (як акумулятор) або ідеальним джерелом струму. Він є нелінійним джерелом живлення, поведінка якого повністю описується вольт-амперною характеристикою (ВАХ). Розуміння цієї характеристики є необхідною умовою для коректного математичного моделювання енергетичної віддачі.

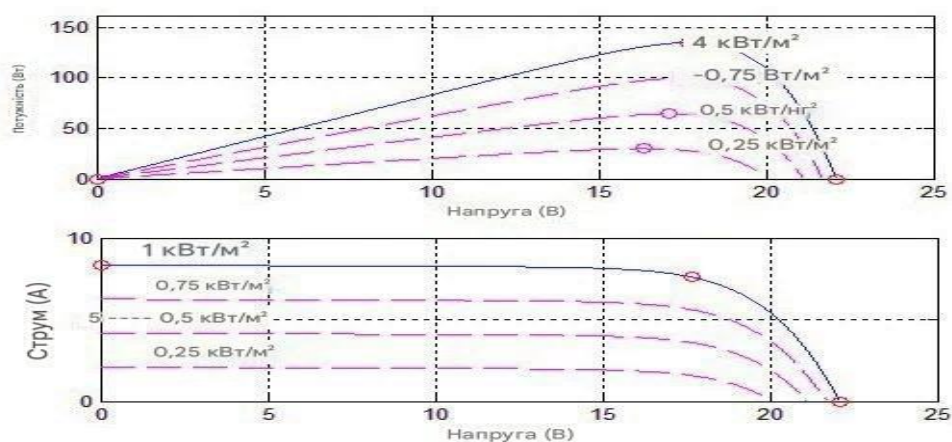
Основною «паспортом» будь-якої сонячної панелі є графік залежності вихідного струму від напруги (I - V curve). Типовий вигляд таких характеристик зображено на рисунку 1.5 [12].

На рисунку 1.5 зображено кілька кривих I - V та P - V , що показують, як змінюється поведінка потужності та струму/напруги зі змінами опромінення або

температури елемента. Верхній графік (P-V) відображає залежність потужності (Вт) від напруги (В) для різних значень інтенсивності опромінення. Зі зменшенням освітленості помітно зменшується максимальна потужність, яку може виробити модуль.



а)



б)

а – базова крива вольт-амперна та потужність-напруга (P-V);

б – характеристики вольт-амперної та потужність-напруга (P-V) кривих за різних умов випромінення/температури

Рисунок 1.5 – Вольт-амперні та потужність-напруга характеристики фотоелектричного елемента

Піки потужності на цьому графіку відповідають Точці максимальної потужності (ТМП), що є найефективнішим режимом роботи модуля [8, 12]. Нижній графік (I - V) показує вольт-амперну характеристику (ВАХ) – залежність струму (A) від напруги (B). На цій характеристиці видно, що зі збільшенням освітлення зростає струм короткого замикання ($I_{кз}$) – максимальний струм, який дає модуль при нульовій напрузі (найвища точка зліва). Водночас, напруга холостого ходу ($V_{хх}$) – максимальна напруга на розімкненому модулі, коли струм дорівнює нулю (крайня права точка) – змінюється менш помітно.

Як видно з ВАХ, з підвищенням освітленості істотно зростає струм короткого замикання ($I_{кз}$), що спричиняє відповідне зростання максимальної потужності.

Параметри I - V кривої не є статичними. У моделі Де Сото, яка використовується в даній роботі як фізична основа, враховуються дві основні залежності. По-перше, це вплив освітленості (G): при зміні інсоляції графік I - V зміщується вертикально. При цьому струм змінюється лінійно, тоді як напруга змінюється незначно (логарифмічно). По-друге, це вплив температури (T): при нагріванні модуля ширина забороненої зони кремнію зменшується, що призводить до значного падіння напруги холостого ходу ($V_{хх}$). Це падіння відбувається із температурним коефіцієнтом $\beta \approx 0.3\%/^{\circ}C$. Хоча струм короткого замикання ($I_{кз}$) при цьому незначно зростає, загальна потужність модуля падає.

Оскільки напруга однієї кремнієвої комірки становить лише 0.6–0.7 В, для отримання робочої напруги (наприклад, 30–40 В) комірки з'єднують послідовно у ланцюжки.

Типовий модуль складається з 60 або 72 послідовно з'єднаних комірок. Головним недоліком такої схеми є принцип «слабкої ланки»: струм у всьому ланцюзі обмежується коміркою з найменшим струмом. Якщо одна комірка затінена (наприклад, листям або брудом), вона перестає генерувати струм і перетворюється на пасивне навантаження (резистор).

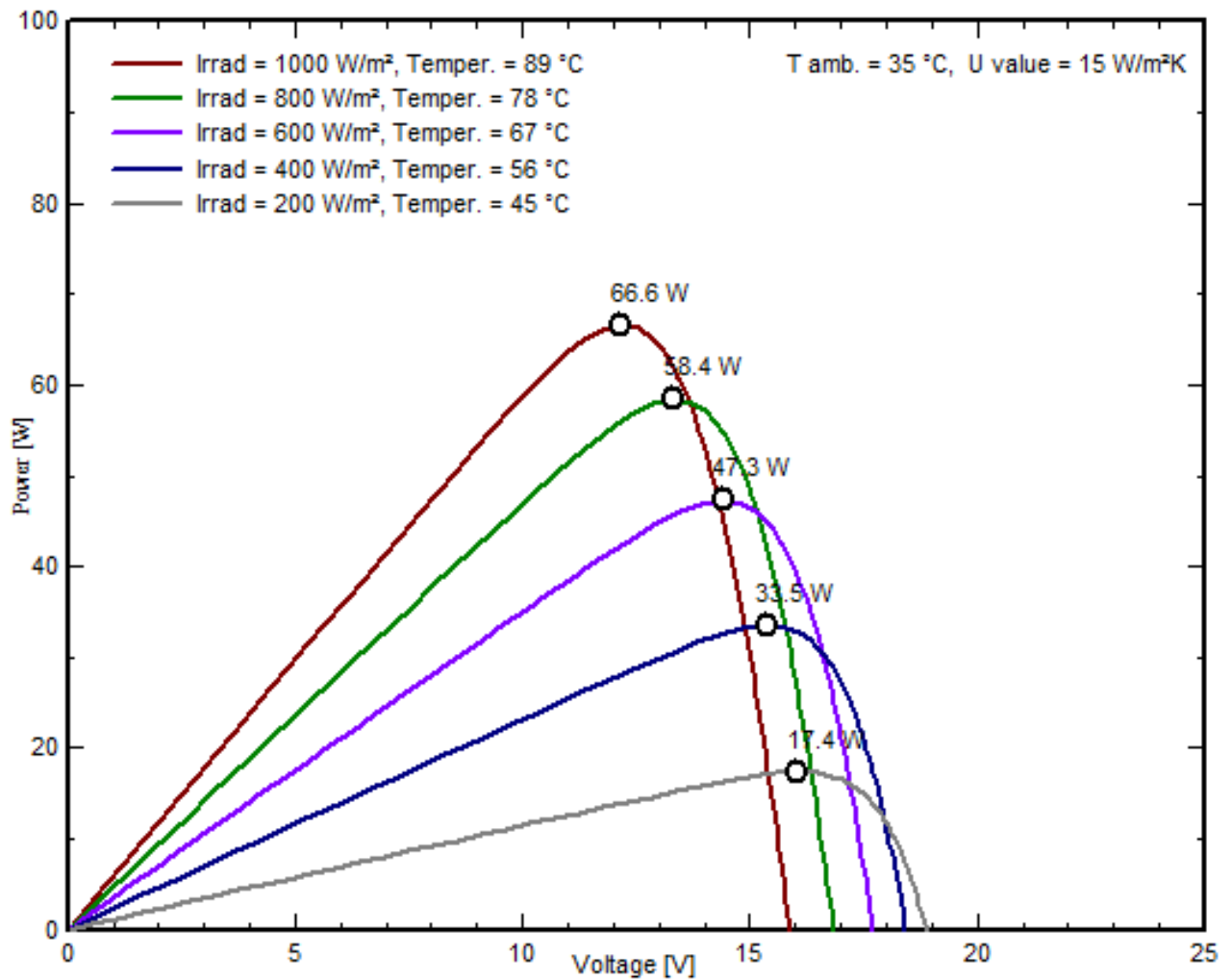


Рисунок 1.6 – Зміна характеристик модуля залежно від інсоляції та температури [14]

Це призводить до двох негативних наслідків – втрата потужності, через те що весь модуль працює на рівні затіненої комірки, а також до ефекту локального перегріву, приклад якого зображено на рисунку 1.8. Затінена комірка починає розсіювати потужність, що генерується іншими комірками, у вигляді тепла, що може призвести до фізичного руйнування модуля

Для вирішення проблеми «гарячих точок» модуль розділяють на незалежні групи, кожна з яких шунтується захисним діодом (bypass diode), інтегрованим у комутаційну коробку.

У нормальному режимі діод зміщений у зворотному напрямку і не впливає на роботу. При затіненні групи комірок полярність напруги на них змінюється,

діод відкривається і пропускає струм в обхід затіненої ділянки, що зображено на рисунку 1.7 [21].

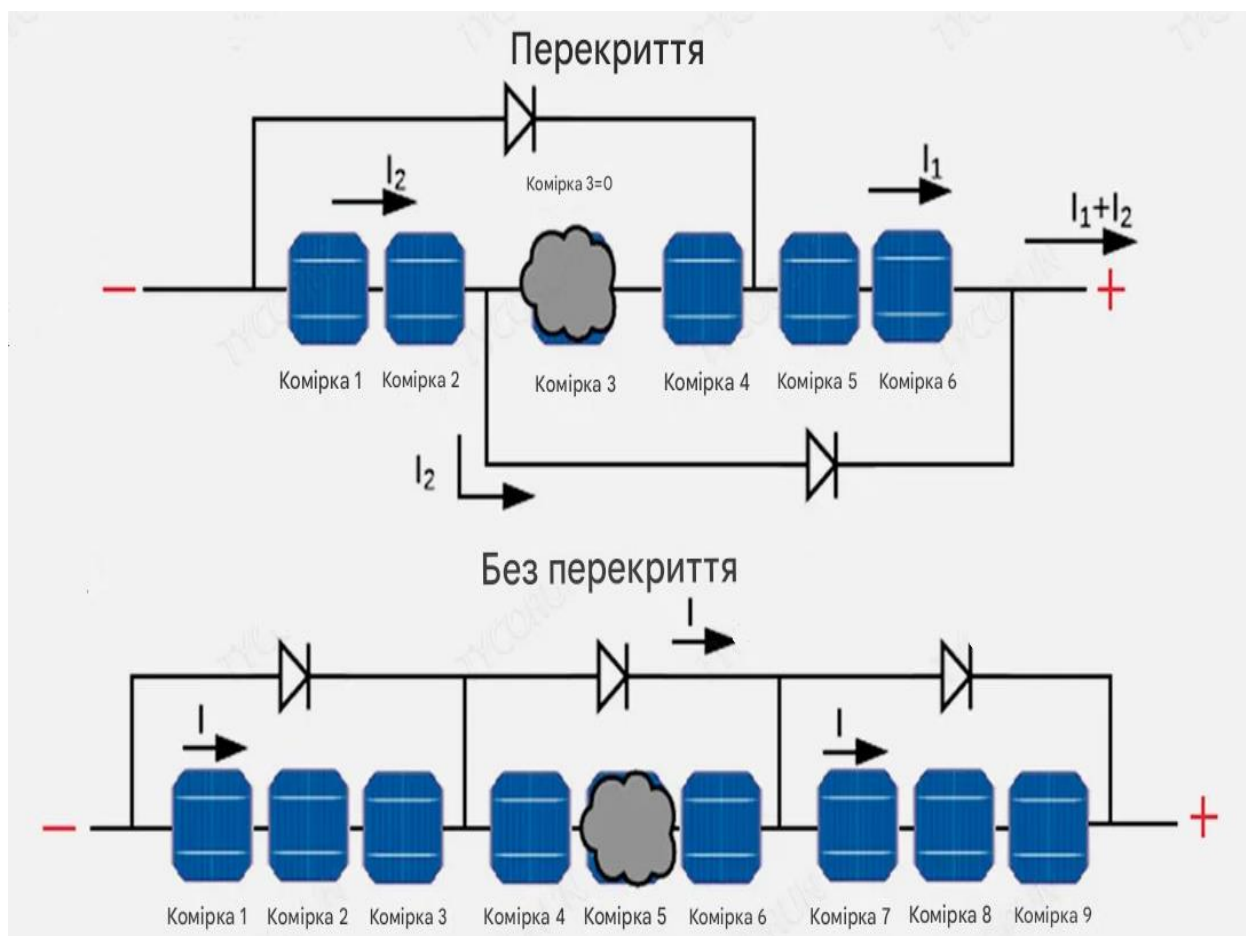


Рисунок 1.7 – Схема включення шунтуючих діодів для захисту від затінення

Важливо зазначити, що спрацювання шунтуючого-діода призводить до появи локальних максимумів на ВАХ. Графік потужності стає "двогорбим". Стандартна одніодна модель, використана у фізичній частині даного дослідження, не здатна коректно описати цей складний стан, оскільки вона розглядає модуль як єдине ціле. Це обґрунтовує необхідність використання гібридного підходу: нейронна мережа у запропонованій структурі навчається розпізнавати такі аномалії у залишкових даних і коригувати прогноз, де фізична модель дає значну похибку.

1.5 Фактори деградації та втрат у реальних умовах

Як було зазначено в п. 1.4, температура є основним фактором зниження ефективності кристалічного кремнію. При роботі під прямим сонячним промінням температура комірки (T_c) значно перевищує температуру навколишнього середовища ($T_{навк.сер.}$). Стандартні фізичні моделі часто використовують спрощені коефіцієнти, ігноруючи напрямок вітру та турбулентність потоків, що призводить до похибок у визначенні V_{xx} .

Накопичення пилу, пташиного посліду, снігу або промислових викидів на поверхні фронтального скла, має суттєвий негативний ефект. Цей фактор є випадковим (стохастичним) і залежить від опадів. Класичні детерміновані моделі не можуть передбачити рівень забруднення без введення додаткових емпіричних коефіцієнтів, що робить цей фактор ідеальним кандидатом для корекції методами машинного навчання.

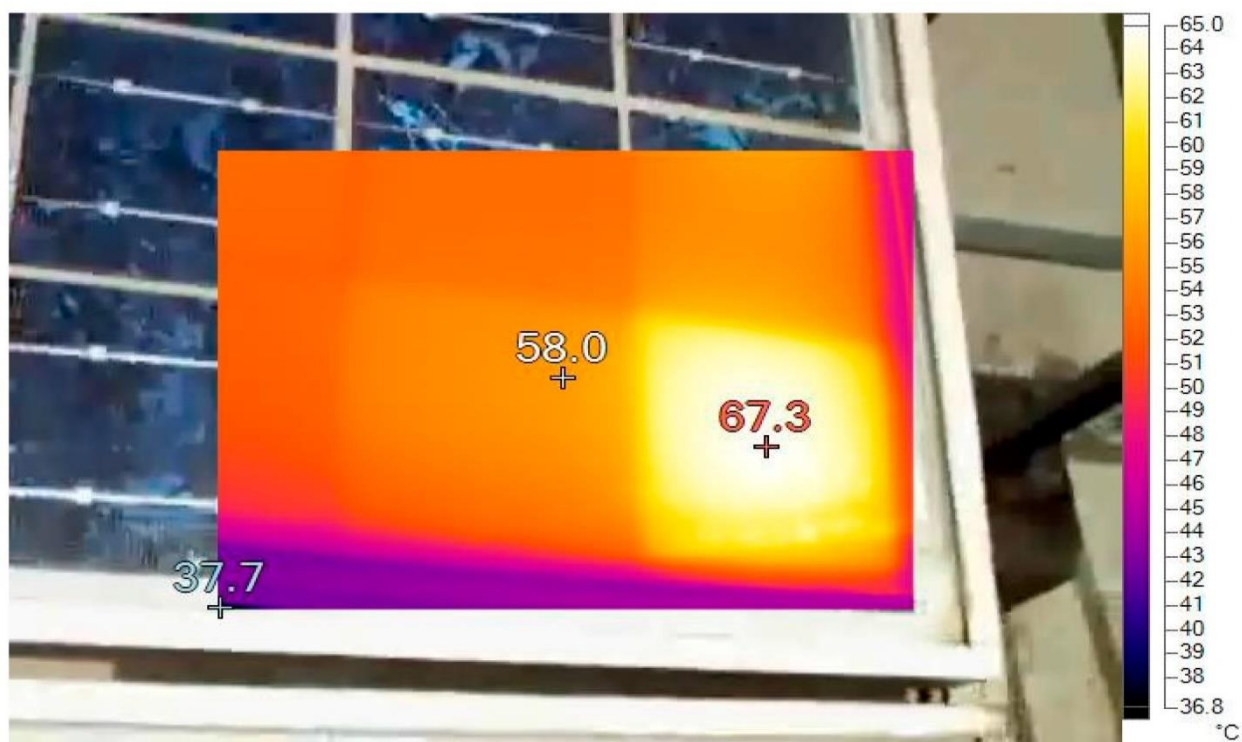


Рисунок 1.8 – Розподіл температури поверхні на модулі при високому рівні забруднення

Кремнієві фотоелементи калібруються за стандартним спектром AM1.5G. Однак у реальних умовах спектральний склад світла постійно змінюється, і ця зміна значно впливає на їхню роботу. Наприклад, вранці та ввечері, через довший шлях сонячних променів в атмосфері, спектр зсувається в інфрачервону область. Навпаки, при хмарності розсіяне світло має більше складової що відповідає довжині хвилі синього світла. Оскільки кремній має нерівномірну спектральну чутливість, зміна довжини хвилі світла безпосередньо впливає на струм генерації, навіть якщо загальна потужність випромінювання (у Вт/м²) залишається незмінною. Піранометри, які зазвичай мають "плоску" чутливість для вимірювання радіації, не помічають цього спектрального зсуву. Це створює розбіжність між вимірюною сонячною радіацією G та реальним відгуком сонячної панелі.

З часом характеристики будь-якого сонячного модуля погіршуються через кілька основних механізмів старіння. Один із них – деградація, індукована світлом, або деградація під дією світла. Вона відбувається у перші години роботи модуля через активацію комплексів бор-кисень у структурі кремнію і призводить до миттєвої втрати 1–3% потужності. Іншим критичним механізмом є Потенційно індукована деградація, що виникає через високий потенціал. Він спричинений витоком струмів між комірною та заземленою рамою модуля, що викликає міграцію іонів натрію зі скла всередину кристала. Це може призвести до катастрофічного падіння потужності (до 30% і більше). Також із часом відбувається пожовтіння EVA-плівки. Під дією ультрафіолету полімерна EVA плівка втрачає прозорість, набуваючи жовтого відтінку, що зменшує струм короткого замикання. Нарешті, корозія та деламінація руйнують контактні сітки та призводять до відшаровування задньої підкладки через проникнення вологи.

Проведений аналіз показує, що робота фотоелектричної системи є складним багатофакторним процесом. Традиційні фізичні моделі (такі як одnodіодна модель) базуються на ідеалізованих рівняннях і ефективно враховують лише основні фактори: іррадіацію та температуру.

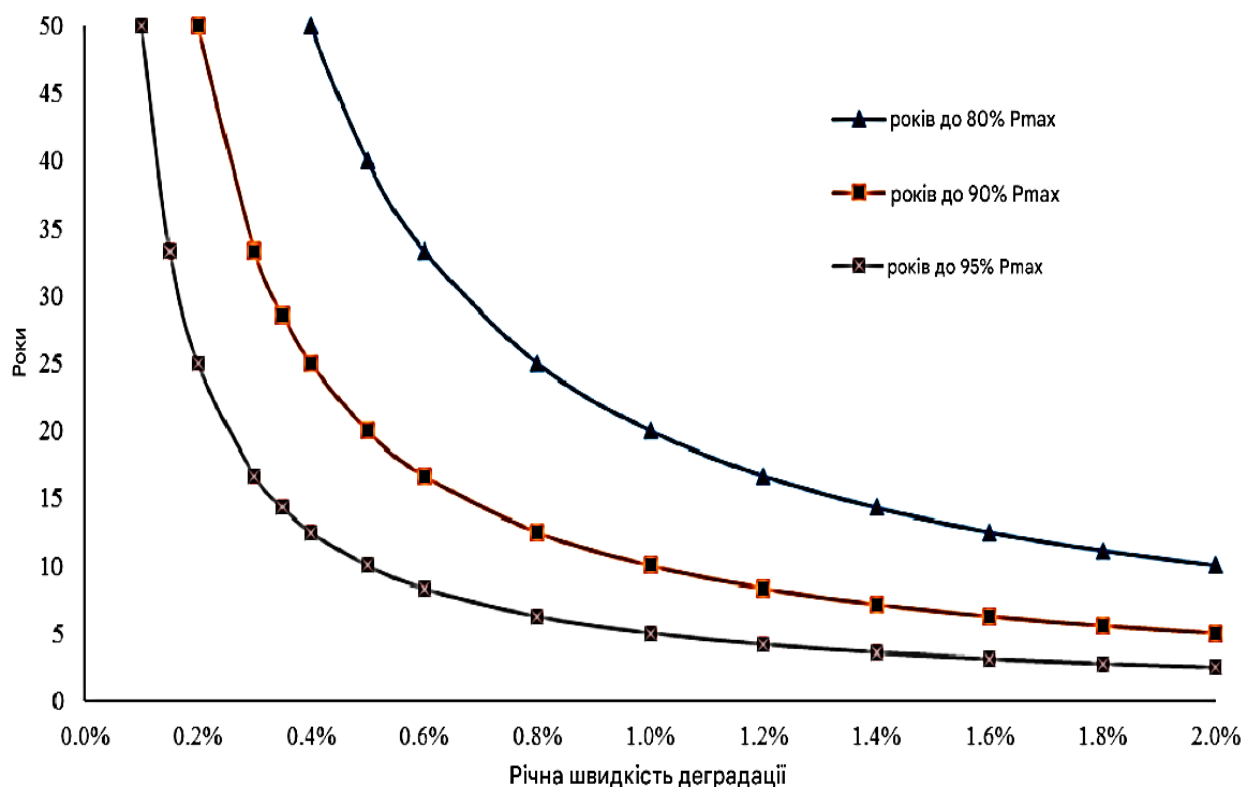


Рисунок 1.9 – Типова крива деградації фотоелектричного модуля протягом життєвого циклу в залежності від потужності навантаження [1]

Вторинні фактори – такі як спектральні зсуви, забруднення, вітрове навантаження та нелінійні ефекти старіння – зазвичай ігноруються або описуються усередненими коефіцієнтами. Це призводить до систематичної похибки прогнозування.

Саме наявність цих важкопрогнозованих факторів обґрунтовує доцільність розробки гібридної моделі, де базова фізика описує основний тренд генерації, а підсистема машинного навчання (ML) ідентифікує та компенсує залишкові помилки, спричинені вищезгаданими реальними умовами експлуатації.

1.6 Огляд існуючих підходів до аналізу сонячних панелей

Фундаментальний аналіз експлуатаційних характеристик фотоелектричної панелі вимагає точного визначення її основних фізичних показників та базової

електронної архітектури складових її елементів.

Критичним параметром є інтенсивність випромінювання (G), яка кількісно виражає потужність падаючого електромагнітного випромінювання на одиницю площі, виражену у ватах на квадратний метр (W/m^2). Для комплексного аналізу системи необхідно розрізнити глобальну горизонтальну інтенсивність випромінювання (ГІВ), що вимірюється на горизонтальній площині, та інтенсивність випромінювання на площині масиву (ВІМ), яка представляє потік, що падає безпосередньо на нахилену поверхню фотоелектричної (ФЕ) панелі, причому остання є вирішальним фактором для точного моделювання продуктивності установок з фіксованим нахилом.

Якість та ефективність фотоелектричної комірки математично виражаються коефіцієнтом заповнення (КЗ). Цей показник є мірою прямокутності кривої характеристики струм-напруга ($I-V$) комірки. Формально він визначається як відношення максимальної електричної потужності, що може бути отримана з елемента, P_e , до теоретичної максимальної потужності, яка є добутком напруги холостого ходу ($V_{хд}$) та струму короткого замикання ($I_{кз}$). Ця залежність визначається формулою:

$$КЗ = \frac{P_e}{V_{хд} I_{кз}} \quad (1.3)$$

Вищий коефіцієнт заповнення вказує на нижчий відносний опір послідовного та шунтового з'єднання, що означає більш ефективну комірку.

Іншим важливим атмосферним дескриптором є повітряна маса (ПМ). Ця безрозмірна величина представляє довжину шляху сонячного світла через атмосферу Землі відносно довжини шляху, коли сонце знаходиться прямо над головою, тобто у зеніті. Промисловим стандартом для лабораторних випробувань є стандартні умови випробувань (СУВ), які визначені в рамках глобального спектру АМ1.5. Реальні умови значно відхиляються від АМ1.5, що призводить до значних змін у спектральному складі сонячної радіації і, як

наслідок, до зміни квантової ефективності та загальної потужності фотоелектричних елементів через їх спектральну залежність.

Основним активним елементом фотоелектричної панелі, що перетворює енергію, є сонячна батарея. З електричної точки зору цей напівпровідниковий пристрій ретельно моделюється за допомогою еквівалентної схеми з одним діодом, яка забезпечує теоретичну основу для прогнозування його характеристики I - V . Ця схема, яка є стандартною в літературі з фотоелектричних систем, складається з декількох ключових компонентів, що відображають фізичні явища, які відбуваються всередині батареї. Ідеальне джерело струму, або фотострум I_{fc} , моделює струм, що генерується поглинанням фотонів. Діод (D) представляє випрямлення р-п-переходу та втрати рекомбінації. Шунтовий опір (R_{sh}), підключений паралельно, враховує неідеальні ефекти, такі як поверхневі струми витоку або виробничі дефекти, наприклад, коротке замикання на переході. І навпаки, послідовний опір (R_n), підключений послідовно з навантаженням, представляє омичні втрати від об'ємного напівпровідникового матеріалу, металевих контактів і сітки збору струму. Струм на виводі (I) описується основним рівнянням:

$$I = I_{fc} - I_0 \left(\exp \left(\frac{V + IR_n}{nkT/q} \right) - 1 \right) - \frac{V + IR_n}{R_{sh}} \quad (1.4)$$

де I_0 – зворотний струм насичення,

n – коефіцієнт ідеальності діода,

k – постійна Больцмана,

T – абсолютна температура,

q – елементарний заряд.

Це рівняння є основою для аналізу фундаментальної фізики та характеристик фотоелектричної комірки.

В галузі моделювання найтрадиційнішим та найширше використовуваним підходом є модель еквівалентної схеми з одним діодом, що зображена на рисунку 1.10.

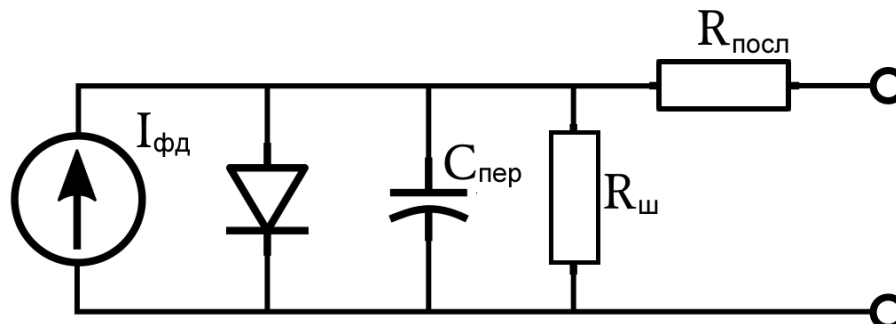


Рисунок 1.10 – Еквівалентна схема фотодіода

Базова еквівалентна схема фотодіода не є абсолютно однаковою для всіх моделей, але завжди включає чотири ключових елементи на додаток до звичайного pn -переходу, представленому символом діода. Ідеальне джерело струму $I_{фд}$ є фотострум, який генерується діодом у відповідь на падаюче світло, і тече він від катода до анода.

Паралельно джерелу струму підключений конденсатор $C_{пер}$, що представляє ємність переходу діода, яка сильно впливає на частотну характеристику компонента (нижча ємність забезпечує кращу роботу на високих частотах і може бути зменшена збільшенням зворотної напруги зміщення). Також паралельно підключений резистор $R_{ш}$, відомий як шунтуючий опір, який має бути надзвичайно високим для ідеальної роботи; його зниження збільшує тепловий шум, а низькі значення можуть впливати ставлення струму до напруги.

Нарешті, послідовно до виходу підключений резистор $R_{посл}$, що представляє послідовний опір, що вноситься контактами і матеріалом, який зазвичай невеликий (кілька Ом), але надмірно високе значення може знизити лінійність фотодіода.

Її основною перевагою є простота, що робить її придатною для швидкої оцінки продуктивності та інтеграції у програмне забезпечення для моделювання більших систем. Однак, модель з одним діодом часто не забезпечує високої точності в умовах низької сонячної радіації або високої температури елемента, оскільки вона не повністю враховує всі механізми фізичних втрат.

Ці обмеження спонукали до пошуку нових рішень, що призвело до розробки моделі з двома діодами. Ця модель вводить другий діод до еквівалентної схеми для кращого відображення втрат на рекомбінацію заряду в області виснаження елемента. Хоча вона пропонує вищу точність у ширшому діапазоні робочих умов, вона має свої обмеження, а саме вимагає визначення більшої кількості параметрів, що може бути складним завданням, і є вимогливою до обчислювальних ресурсів.

В області експериментів традиційним методом є тестування спалахом у стандартних умовах випробувань (СУВ).

Панель піддається короткому, яскравому спалаху світла в контрольованому лабораторному середовищі, яке імітує ідеальні умови (освітленість 1000 Вт/м^2 , температура елемента 25°C , спектр AM1.5). СУВ забезпечують стандартизовану та повторювану базову лінію для порівняння номінальних потужностей різних панелей.

Його основним недоліком є те, що умови СУВ рідко трапляються в реальному світі. Цей метод повністю ігнорує динамічний вплив коливань погоди, сезонних коливань, забруднення та довгострокової деградації.

Очевидна нездатність СУВ передбачити реальну продуктивність призвела до створення довгострокового експериментального моніторингу на відкритому повітрі [5]. Це включає встановлення панелей на відкритих випробувальних майданчиках та безперервний збір даних про продуктивність (напруга, струм, потужність) разом з метеорологічними даними (опромінення, температура, швидкість вітру) протягом місяців або років. Хоча цей підхід забезпечує безцінні, реалістичні дані, він дорогий, трудомісткий, а отримані набори даних

часто є складними та «шумними», що ускладнює виділення впливу окремих факторів деградації.

Навіть з такими передовими підходами, як модель подвійного діода та довгостроковий моніторинг зовнішнього середовища, значні проблеми залишаються. Більшість складних моделей все ще мають труднощі з динамічним врахуванням реальних явищ, таких як неоднорідне забруднення, потенціал-індукована деградація або спектральний вплив зміни атмосферних умов. Аналогічно, хоча експерименти на відкритому повітрі генерують величезні обсяги даних, основним обмеженням є складність співвіднесення цих даних про продуктивність на макрорівні з конкретними шляхами фізичної або хімічної деградації на мікрорівні без деструктивного аналізу. Цей розрив між передовими моделями та складними експериментальними результатами є центральною областю, яка потребує подальших досліджень.

1.7 Детальний аналіз сучасних досліджень

Адекватність моделі прямо залежить від точності вхідних даних. Наступна частина присвячена спеціалізованому обладнанню, яке використовується для вимірювання параметрів довкілля та електричних змінних.

Для ефективного фіксування умов навколишнього середовища, що впливають на продуктивність фотоелектричної системи, важливо точно вимірювати як вхідне сонячне випромінювання, так і робочу температуру панелі. Датчики опромінення надають життєво важливу інформацію про сонячну енергію, що падає на поверхню, тоді як датчики температури контролюють температуру панелі, яка впливає на ефективність. Збір точних даних з цих датчиків вимагає надійного центрального блоку, системи збору даних, яка керує формуванням сигналу та перетворює аналогові виходи датчиків у цифрові дані, придатні для аналізу та моделювання системи. Разом ці компоненти утворюють інтегровану систему вимірювання, що має вирішальне значення для розуміння та оптимізації поведінки фотоелектричної системи.

Датчики опромінення, широко відомі як піранометри, вимірюють потужність сонячного випромінювання, що падає на поверхню, зазвичай виражається у ватах на квадратний метр ($\text{Вт}/\text{м}^2$). Термоелектричні піранометри працюють на основі ефекту Зеебека: коли два дроти з різних металів з'єднуються та підтримуються при різних температурах, генерується невелика термоелектрична напруга. Ці датчики використовують термоелектричну батарею, що складається з багатьох послідовно з'єднаних переходів, де один набір переходів приєднаний до чорної поглинаючої поверхні (гаряча сторона), а інший набір, до холоднішого корпусу приладу (холодна сторона). Різниця температур, спричинена поглиненою сонячною енергією, пропорційна вхідному випромінюванню, і вимірювана напруга відповідає цьому рівню випромінювання. Як альтернатива, фотодіодні датчики працюють за допомогою внутрішнього фотоелектричного ефекту. Коли фотони потрапляють на напівпровідниковий p-n перехід, вони збуджують електрони, створюючи електрон-діркові пари. Внутрішнє електричне поле розділяє ці заряди, генеруючи струм, прямо пропорційний інтенсивності падаючого світла.

Термопари (типу Т або К) також використовують ефект Зеебека. Вони складаються з двох різнорідних металевих дротів, з'єднаних у вимірювальному спаї, який розміщений на панелі, а інші кінці підключаються до системи збору даних у холодному спаї (опорна температура). Різниця температур індукує термоелектричну напругу, завдяки чому термопари живляться самостійно завдяки цій внутрішньо згенерованій напрузі. Резистивні температурні детектори, такі як Pt100 або Pt1000, працюють за принципом, що електричний опір чистого металу передбачувано змінюється з температурою, зазвичай збільшуючись зі зростанням температури. Для вимірювання опорного струму система збору даних подає невеликий постійний струм збудження через платиновий елемент. Вимірюється результуюче падіння напруги, і, застосовуючи закон Ома ($R = V/I$), опір обчислюється, а потім перетворюється на точне значення температури.

Система збору даних (СЗД) служить центральним блоком, який зчитує всі необроблені електричні сигнали з датчиків. Вона забезпечує необхідний струм

або напругу збудження низького рівня для датчиків, яким це потрібно, таких як резистивні температурні детектори, для вимірювання їхнього опору. Для датчиків з автономним живленням, таких як термопари та термобатареїні піранометри, система безпосередньо вимірює вихідну напругу на рівні мілівольт. Важливо, що СЗД перетворює ці необроблені аналогові сигнали – напругу чи струм – на цифрові значення, створюючи дані з міткою часу, необхідні для точного моделювання та аналізу системи.

Сучасна наукова література зосереджена на подоланні цього розриву шляхом інтеграції більшої кількості фізики в моделі та використання нових експериментальних методів.

У ключовому дослідженні Дж. Доу та ін. (2023) [1] запропоновано багатофізичну модель, яка поєднує електричну (подвійний діод) модель з тепловими та термомеханічними моделями напружень.

Основна ідея полягала в тому, щоб моделювати, як щоденні та сезонні температурні цикли створюють механічне напруження на з'єднаннях елементів та герметичних матеріалах, що призводить до збільшення послідовного опору з часом.

Для розв'язання пов'язаних рівнянь вони використовували алгоритм методу скінченних елементів. Результати показали прогнозовану втрату потужності 0,5% на рік, що близько відповідало деградації, що спостерігалася в 10-річному модулі, що пройшов випробування в польових умовах. Це продемонструвало силу інтеграції фізичних механізмів деградації в моделі продуктивності. Однак обчислювальна складність моделі робить її непрактичною для моделювання великомасштабних сонячних електростанцій.

Крива характеристики потужності - Сонячний трекер та статична панель

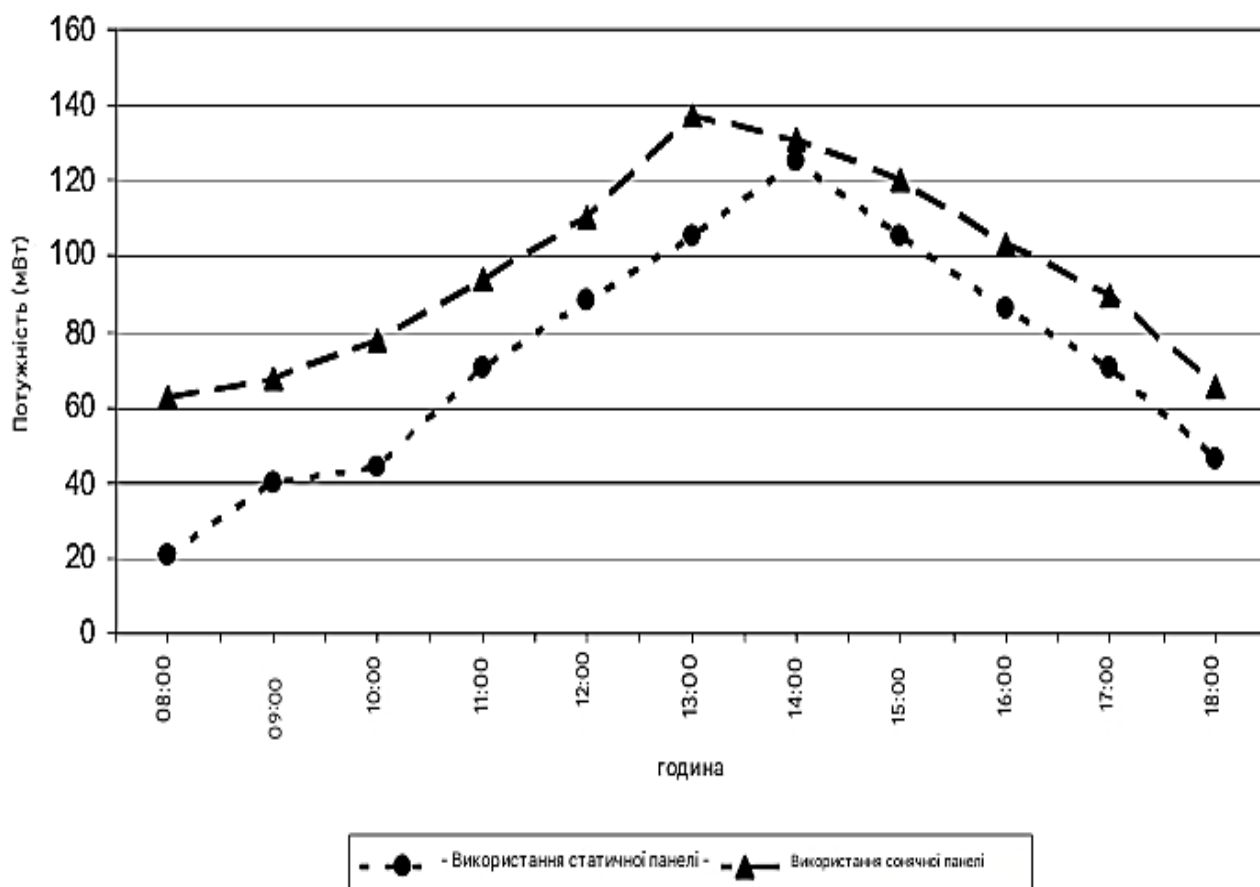


Рисунок 1.11 – Крива продуктивності статичної панелі та панелі з відстеженням сонця

Порівняння вихідної потужності з часом або положенням сонця для статичних панелей та панелей з відстеженням сонця зображено на рисунку 1.11 [1]. Показано, як відстеження покращує продуктивність.

В експериментальній області новаторська робота А. Сміта та ін. [22] використовувала електролюмінесцентну (ЕЛ) візуалізацію на основі дрона для швидкого огляду сонячних електростанцій промислового масштабу.

Традиційно ЕЛ-візуалізація (яка виявляє дефекти, такі як мікротріщини та неактивні області комірок) є повільним лабораторним методом. Ця дослідницька група розробила систему, в якій дрон пролітає над сонячною батареєю вночі,

короткочасно зміщуючи панелі вперед, щоб вони випромінювали ближнє інфрачервоне світло, яке фіксується спеціалізованою камерою.

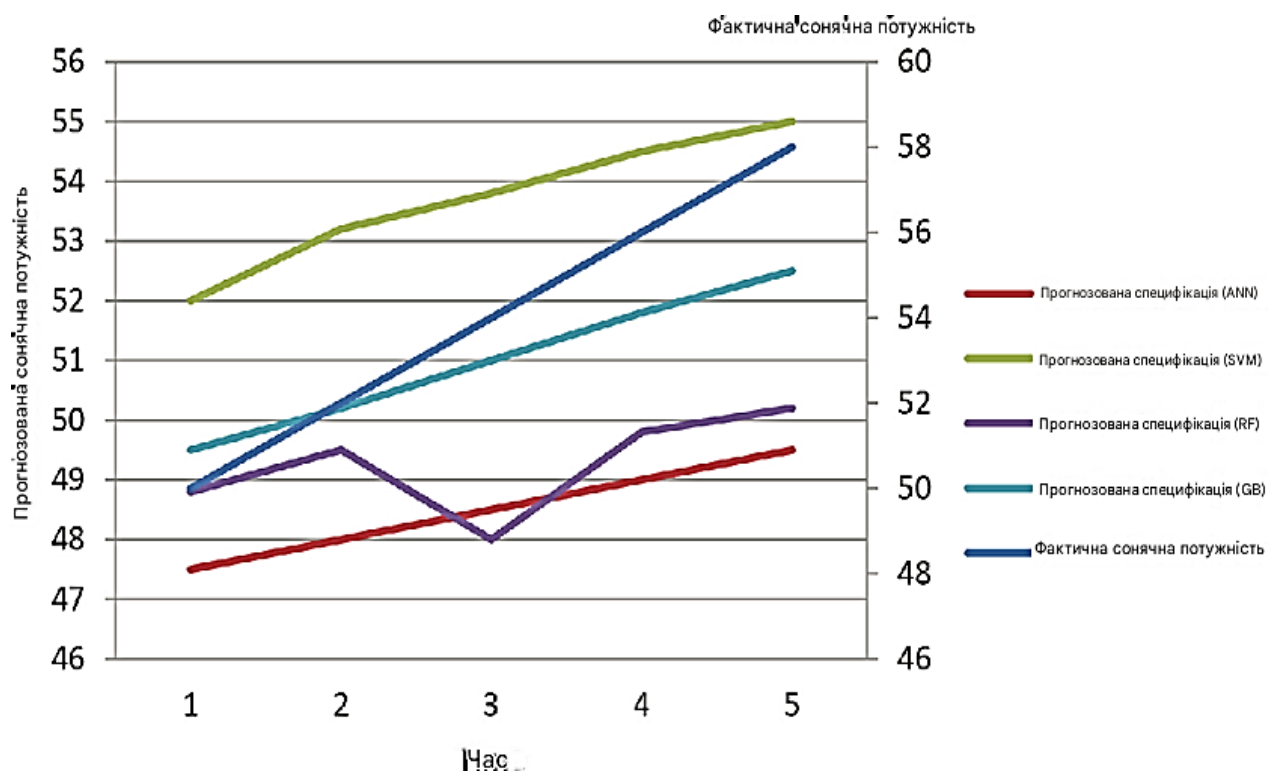


Рисунок 1.12 – фактичне та прогнозоване виробництво сонячної енергії для різних моделей прогнозування

Вони використовували алгоритми машинного навчання для автоматичного аналізу тисяч ЕЛ-зображень, ідентифікуючи та класифікуючи різні типи дефектів. Метод дозволив їм створити детальну «карту стану» сонячної електростанції потужністю 50 МВт лише за кілька ночей, завдання, яке було б неможливим за допомогою ручних методів.

Графік порівняння, що показує вимірний та прогнозований вихід за допомогою різних моделей (машинного навчання, статистичних тощо).

1.8 Узагальнення та висновки

Аналіз наукової літератури виявляє чітку траєкторію розвитку фотоелектричних досліджень. Спостерігається сильний відхід від спрощених, статичних методів (таких як модель з одним діодом та СУВ-тестування) до більш складних, динамічних та фізично репрезентативних підходів. Розширені моделі тепер включають теплові, механічні та хімічні ефекти, тоді як сучасні експериментальні методи використовують автоматизацію та штучний інтелект для фіксації поведінки системи з неймовірною деталізацією. Однак основною проблемою, яка залишається, є ефективна інтеграція цих двох областей. Обчислювально інтенсивний характер багатофізичних моделей ускладнює їх перевірку з великими, шумними наборами польових даних, а експериментальні дані, хоча й багаті, часто не мають прямого, кількісно вимірюваного зв'язку з параметрами, що використовуються в моделях.

2 РОЗРОБКА ГІБРИДНОЇ МОДЕЛЬНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ФОТОВОЛЬТАІЧНИХ СИСТЕМ

2.1 Концептуальна архітектура гібридної моделі

У даному дослідженні пропонується послідовна (серійна) гібридна структура, яка об'єднує детермінований підхід (фізичне моделювання) та стохастичний підхід (машинне навчання). Основна ідея полягає у використанні фізичної моделі для розрахунку базової очікуваної потужності на основі фундаментальних законів напівпровідників, тоді як модель машинного навчання виступає в ролі інтелектуального компенсатора похибок.

Такий підхід дозволяє вирішити проблему інтерпретованості ("чорна скринька"), оскільки основна частина генерації енергії пояснюється фізикою, а машинне навчання працює лише із залишковим сигналом, що містить складні нелінійні ефекти (забруднення, деградація, спектральні втрати).

2.2 Математична модель фізичної підсистеми

У минулому розділі в результаті аналітичного огляд було виявлено значну різницю в продуктивності між традиційними статичними моделями та складною динамічною поведінкою фотоелектричних (ФЕ) систем у реальних умовах. У цьому розділі виконуємо розробку математичних та архітектурних основ нової гібридної моделі, розробленої для подолання цієї різниці.

Запропонована модель складається з двох основних компонентів моделі фізичної підсистеми, та моделі підсистеми, що керована даними.

Модель фізичної підсистеми, заснована на еквівалентній схемі з одним діодом, яка забезпечує надійну, фізично обґрунтовану базову основу для продуктивності.

Модель підсистеми, керована даними, яка використовує машинне навчання для навчання та корекції складних нелінійних явищ, які фізична модель не може врахувати (наприклад, забруднення, деградація, спектральні ефекти).

В якості фізичного ядра системи ("цифрового двійника") обрано еквівалентну схему заміщення сонячного елемента з одним діодом. Ця модель є компромісом між точністю та обчислювальною складністю. Для дослідження обрано фотоелектричний модуль SunPower SPR-305-WHT, характеристики якого детально задокументовані в його технічному паспорті [10].

Основою гібридної структури є налагоджена фізична модель. Хоча моделі з двома діодами пропонують вищу точність, вони вимагають більше параметрів і є обчислювально ресурсоемними. Для цієї структури в якості базової обрано модель еквівалентної схеми з одним діодом, оскільки вона пропонує найкращий баланс простоти, обчислювальної ефективності та фізичного представлення.

Модель визначається неявним співвідношенням струм-напруга (I - V), яке описує вихідний струм I як функцію вихідної напруги V . Загальний струм I – це фотострум $I_{\text{фд}}$, що генерується падаючим світлом, мінус струм, що втрачається через діод I_d та шунтуючий резистор $I_{\text{ш}}$ [12]:

$$I = I_{\text{фд}} - I_d - I_{\text{ш}} \quad (2.1)$$

Ці компоненти описуються наступними рівняннями.

Рівняння діода Шоклі моделює рекомбінацію струмодіода I_d в р-п переході [13]:

$$I_d = I_0 \left(\exp\left(\frac{V + I \cdot R_{\text{шн}}}{n \cdot V_T}\right) - 1 \right) \quad (2.2)$$

де I_0 – зворотний струм насичення діода;

n – коефіцієнт ідеальності діода (зазвичай між 1 і 2), безрозмірний параметр, який кількісно визначає, наскільки близько поведінка вольт-амперної

залежності реального діода від величини наближається до поведінки ідеального діода;

V_T – теплова напруга $V_T = \frac{kT_c}{q}$, де k – стала Больцмана, T_c – температура

комірки в Кельвінах, а q – елементарний заряд.

Закон Ома описує струм, що протікає через шунтуючий опір і виникає шунтуючий струм $I_{ш}$:

$$I_{ш} = \frac{V + I \cdot R_{ш}}{R_{шн}} \quad (2.3)$$

Поєднання цих даних дає повне рівняння, що визначає модель з одним діодом, яке необхідно розв'язати чисельно для I (а отже, і для потужності, $P = V \cdot I$) [14]:

$$I = I_{фд} - I_0 \left[\exp \left(\frac{V + I \cdot R_{ш}}{n \cdot V_T} \right) - 1 \right] - \frac{V + I \cdot R_{ш}}{R_{шн}} \quad (2.4)$$

Основною проблемою, як зазначено в розділі 1, є те, що п'ять основних параметрів ($I_{фд}$, I_0 , $R_{шн}$, $R_{ш}$, n) не є статичними. Фотострум $I_{фд}$ і струм насичення I_0 сильно залежать від умов навколишнього середовища, насамперед від інтенсивності випромінювання в площині G і температури комірки T_c . Ці залежності зазвичай моделюються таким чином [12]:

$$I_{фд} = (I_{фд\text{ СУВ}} + K_i \cdot (T_c - T_{СУВ})) \cdot \frac{G}{G_{СУВ}} \quad (2.5)$$

де $I_{фд\text{ СУВ}}$, фотострум за стандартних умов випробувальня (СУВ).

K_i – температурний коефіцієнт струму короткого замикання.

T_{STC} та G_{STC} – це температура (25°C) та опромінення (1000 Вт/м²)

Ця фізична модель забезпечує точну оцінку вихідної потужності на основі «першої здогадки». Однак її точність обмежена нездатністю враховувати

динамічні, реальні фактори, які не враховуються цими рівняннями, такі як накопичення пилу (забруднення), довготривала деградація або зміни у світловому спектрі. Саме цю проблему і призначена для вирішення підсистема, керованої даними [14].

2.3 Розробка підсистеми на основі даних (машинного навчання)

Підсистема на основі даних (машинне навчання) діє як нелінійний коректор для фізичної моделі. Замість того, щоб намагатися моделювати складні явища, такі як забруднення або деградація, за допомогою більшої кількості рівнянь (що є обчислювально недоцільним 8), ця модель вивчає ці ефекти на основі експериментальних даних.

У цій роботі буде використано підхід залишкового моделювання. Модель ML не навчається прогнозувати загальну вихідну потужність, а скоріше прогнозувати похибку (або залишкову величину) між прогнозом фізичної моделі $P_{физ}$ та фактично виміряною потужністю.

$$P_z = P_{дійсн} - P_{физ} \quad (2.6)$$

Для компенсації систематичних відхилень фізичної моделі розроблено підсистему на основі штучної нейронної мережі (ШНМ). На відміну від традиційних підходів, де нейромережа прогнозує повну потужність, у даній роботі ШНМ навчається прогнозувати лише залишок – різницю між фактом та фізичним розрахунком.

Це значно спрощує завдання навчання, оскільки мережі потрібно змоделювати лише відхилення амплітудою 5-15% від номіналу, а не весь діапазон 0-100%. Вхідний вектор ознак включає метеорологічні дані та часові мітки, перетворені на циклічні тригонометричні функції, що дозволяє моделі враховувати добову та сезонну динаміку.

2.4 Вибір та обґрунтування моделі

Отримання надійних параметричних зв'язків між численними факторами навколишнього середовища та експлуатації, що впливають на продуктивність фотоелектричної системи, є значним викликом. Традиційні фізичні або емпіричні моделі (такі як модель з одним діодом, що обговорена в розділі 1) часто призводять до неточностей при прогнозуванні вихідної потужності, головним чином тому, що вони не можуть повністю врахувати складну, нелінійну взаємодію між змінними навколишнього середовища (опромінення, температура, час доби) та немодельованими механізмами втрат (такими як забруднення, спектральні ефекти або деградація).

Наприклад, моделювання точного зв'язку між деградацією модуля та накопиченим часом роботи за допомогою стандартних статичних рівнянь є надзвичайно складним. Ці стандартні методи регулярно не враховують дуже складні та нелінійні характеристики, властиві реальним експлуатаційним даним фотоелектричних систем, залишаючи значні помилки невирішеними.

Ці постійні прогалини в продуктивності можна ефективно вирішити за допомогою підходу до аналізу даних, який спирається на методи штучного інтелекту (ШІ), зокрема штучну нейронну мережу (ШНМ). Цей метод забезпечує високу точність і унікально здатний обробляти складні, нелінійні зв'язки даних, тим самим слугуючи ідеальним механізмом корекції для фізичної базової моделі.

Для цього завдання обрано штучну нейронну мережу, а саме багатошаровий перцептрон. ШНМ є універсальними апроксиматорами функцій, що робить їх ідеально придатними для вивчення складних нелінійних взаємозв'язків між факторами навколишнього середовища та помилками фізичної моделі. Архітектура моделі штучної нейронної мережі зображена на рисунку 2.1

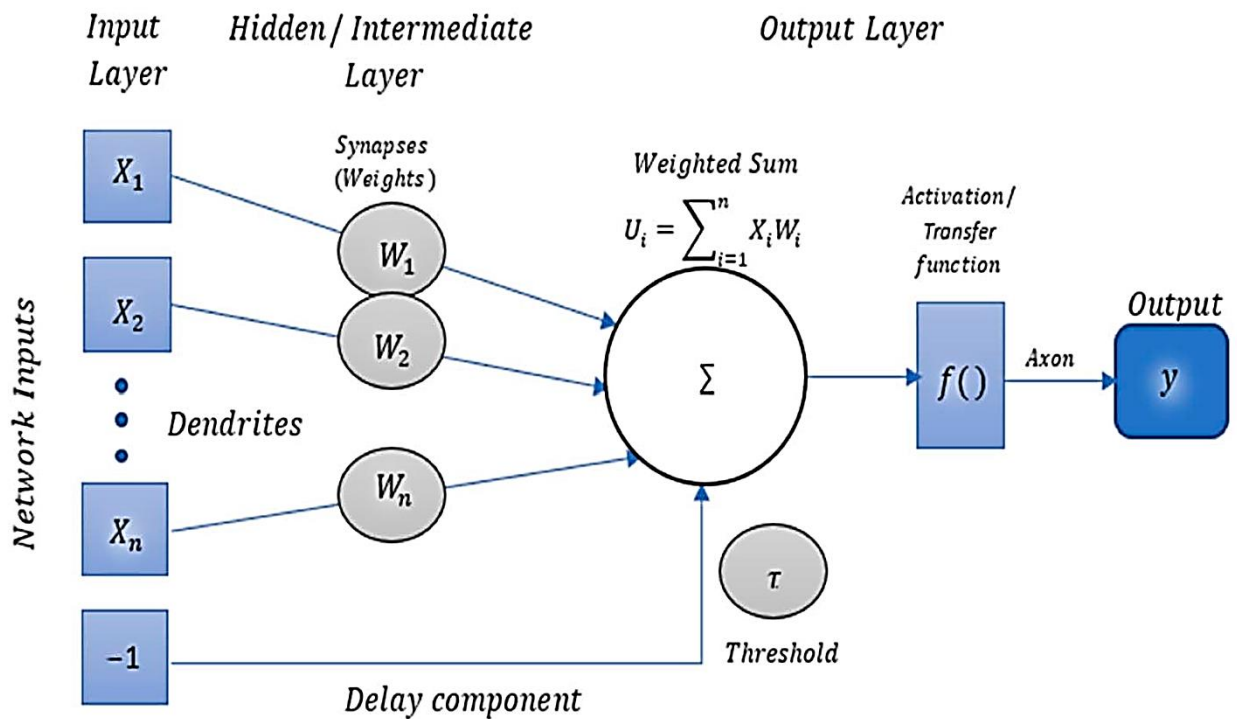


Рисунок 2.1 – Принципова діаграма типової моделі нейронної мережі [19]

ШНМ буде навчатися з використанням експериментального набору вхідних та вихідних даних. Вхідні дані (ознаки) включають основні параметри сили, такі як опроміненість G та температура комірки (T_c), а також часові ознаки, такі як час доби та день року, які допомагають моделі вивчати циклічні закономірності, пов'язані з кутом падіння сонця, що впливають на спектральну характеристику, та сезонною деградацією або закономірностями забруднення. Вихідним значенням (цільовим значенням) є P_z , коригувальне значення (u ватах), необхідне для узгодження виходу фізичної моделі з вимірною реальністю.

У контексті цієї структури залишкової корекції, ШНМ виконує спеціальне завдання навчання, зв'язку та узагальнення тенденцій на основі своєї здатності імітувати розміри людського мозку за допомогою своїх функцій навчання даних. Характерна мережа ШНМ групує та контролює вхідні дані мережі (освітленість G), температура комірки (T_c), час доби тощо) для досягнення правильного прогнозування помилки залишку ($P_{рез}$). Загальна модель методу ШНМ

проілюстрована на рисунку 2.1. Вона включає певні вузли (нейрони), які навчаються за допомогою історичних операційних даних.

Після того, як навчання нейронної мережі зрештою дає очікуваний результат (оптимально передбачений P_3), отриманий дизайн тестується та перевіряється з використанням іншого набору вхідних даних. Така архітектура прагне зменшити функцію втрат щодо ваг (w) та зміщень (b). Зазвичай близько 70% вхідних даних використовується для навчання моделі, тоді як решта 30% розподіляється між тестуванням мережі та валідацією.

В процес навчання моделі входить наступне. Вхідним значенням спочатку призначаються випадкові ваги, які ітеративно коригуються, доки вихід (прогнозоване значення P_3 не досягне відповідного рівня похибки. Це включає обчислення зваженої суми – додавання множення кожного вхідного значення та його призначеної ваги, – яка потім пропускається через нелінійну функцію активації. Процес навчання перетворює отриману зважену суму за допомогою цієї функції активації та завершується, коли досягається очікуваний запас похибки (тобто функція мінімальних втрат). Якщо відповідне значення похибки не досягнуто, навчання продовжується з новими оцінками ваг за допомогою механізму корекції помилок, відомого як схема зворотного поширення.

Остаточне рівняння, що визначає прогнозовану потужність $P_{гібр}$ з цієї структури, є простим підсумовуванням:

$$P_{гібр} = P_{фіз} + P_3 \quad (2.7)$$

де $P_{фіз}$ – потужність (у ватах), розрахована шляхом чисельного розв’язання рівнянь для одного діода з розділу 2.1;

P_3 – це корекція потужності (у ватах), передбачена навченою штучною нейронною мережею з розділу 2.3, використовуючи ті ж самі вхідні дані навколишнього середовища.

Ця архітектура добре підходить для реалізації в середовищі Python.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДАНІ ТА СЕРЕДОВИЩЕ МОДЕЛЮВАННЯ

3.1 Структура об'єкта моделювання

Об'єктом комп'ютерного моделювання у даній роботі є фотоелектричний модуль SunPower SPR-305-WHT, що працює в реальних умовах експлуатації. Для побудови високоточної моделі необхідно враховувати фізичну структуру перетворювача, яка визначає його теплові та електричні властивості.

Модель описує сонячний модуль як багат шарову конструкцію, де кожен шар має вирішальне значення для проходження світла та ефективного відведення тепла.

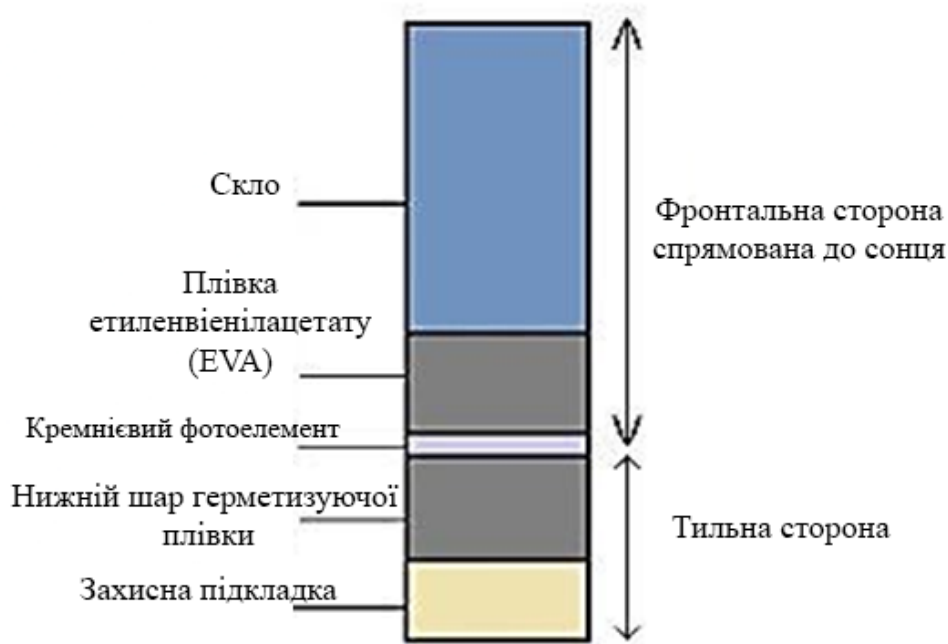


Рисунок 3.1 – Структура шарів модельованого фотоелектричного модуля [10]

Конструкція починається з Оптичного інтерфейсу, який являє собою загартоване скло товщиною 3.2 мм, вкрите антибліковим покриттям. Цей шар є ключовим, оскільки саме він визначає коефіцієнт пропускання (τ) світла та

величину кутових втрат. Безпосередньо під ним розташований Активний шар, що складається з монокристалічних кремнієвих комірок типу задній контакт, які послідовно з'єднані у кількості $N_s = 96$. Саме в цьому шарі відбувається основний процес – генерація носіїв заряду, і його поведінка описується згідно з рівнянням діода. Завершальним елементом є тепловий інтерфейс, який формується шаром EVA (етиленвінілацетат) та полімерною підкладкою. Ці компоненти критично важливі для визначення теплової інерції всього модуля.

3.2 Опис експериментального набору даних

Для перевірки гібридної структури моделювання, запропонованої в розділі 2, потрібен надійний набір реальних експериментальних даних та чітко визначене програмне середовище. У цьому розділі детально описано джерело та підготовку експериментального набору даних, процес розробки ознак, що використовується для створення вхідних даних моделі, та програмні інструменти, обрані для реалізації.

Методологія розроблена таким чином, щоб бути повністю відтворюваною, використовуючи загальнодоступний набір даних та інструменти програмування з відкритим кодом.

Високоякісний набір даних з високою роздільною здатністю є важливим для навчання та перевірки моделі, призначеної для фіксації динаміки продуктивності в реальних умовах. Для цієї роботи дані будуть отримані з системи PVDAQ, що є масштабною базою даних часових рядів, що містить метадані системи та дані про продуктивність з різних експериментальних фотоелектричних майданчиків, житлових та комерційних громадських фотоелектричних майданчиків. Набори даних використовуються для проведення постійного аналізу продуктивності та деградації. Деякі набори можуть демонструвати спільні елементи, що впливають на продуктивність фотоелектричних систем (наприклад, забруднення). Набір даних складається з серії файлів, присвячених кожній із систем, та пов'язаного з ними набору

метаданих, які пояснюють деталі апаратного забезпечення системи та геолокації майданчика. Деякі набори системних даних також містять датчики навколишнього середовища, які охоплюють опромінення, температуру, швидкість вітру та опади на майданчику.

Обраний тестовий майданчик є репрезентативною системою лабораторії дослідження сонячного випромінювання у місті Голден, штат Колорадо, позначеною як System ID 7, яка являє собою монокристалічний кремнієвий масив з фіксованим нахилом, поширену та добре зрозумілу технологію. Дані охоплюють один повний календарний рік, з 1 січня 2023 року по 31 грудня 2023 року, щоб фіксувати всі сезонні коливання, включаючи зміни кута падіння сонця, температури та потенційні забруднення або снігопади. Роздільна здатність даних становить 1-хвилинний або 5-хвилинний інтервал, що забезпечує достатню деталізацію для моделювання внутрішньоденної динаміки [8]. Приладобудування включає вимірювання інтенсивності опромінення (G) за допомогою піранометра, розташованого в площині масиву ($\text{Вт}/\text{м}^2$), який є основним вхідним сигналом для фотоструму ($I_{\text{фд}}$). Також здійснюють вимірювання температури модуля (T_c), яка реєструється термопарою, прикріпленою до задньої частини модуля ($^{\circ}\text{C}$), і служить основним вхідним сигналом для теплової напруги (V_T) та струму насичення (I_0). Крім того, фіксується фактична вихідна потужність ($P_{\text{дійсна}}$), що відображає потужність постійного струму з масиву у ватах і є базовою величиною для прогнозування моделі. Для кожної точки даних зберігаються також часові позначки, які вказують дату та час вимірювання.

Необроблені польові дані за своєю суттю є "шумними" і не можуть бути використані безпосередньо. Набір даних, описаний у розділі 3.1, пройде ретельну попередню обробку та конвеєр інженерії функцій, щоб підготувати його до гібридної моделі.

Очищення необроблених даних – є першим необхідним кроком, щоб забезпечити дотримання обмежень фізичного світу та видалити зайві записи. Усі точки даних, де інтенсивність випромінювання $G < 10 \text{ Вт}/\text{м}^2$, будуть видалені,

оскільки моделі не призначені для роботи в нічний час, і такі дані спотворюють показники помилок. Очевидні помилки датчиків, такі як негативні показники потужності, показники температури вище $100\text{ }^{\circ}\text{C}$ або опромінення, що перевищує 1500 Вт/м^2 , будуть відкинуті. Крім того, рядки з відсутніми даними для будь-якого ключового вхідного значення будуть видалені, щоб забезпечити цілісність кожного часового кроку.

Виділення ознак та генерація цільової змінної P_3 – це найважливіший крок для гібридної структури. Цільова змінна для моделі машинного навчання P_3 відсутня в оригінальному наборі даних; її потрібно створити. Запуск фізичної моделі, включає в себе очищені дані G та T_c , що будуть передані в модель фізичної підсистеми (Розділ 2.1). Це передбачає використання бібліотеки, такої як *PVLib Python*, для розв'язання рівнянь для одного діода, генеруючи прогнозовану потужність, $P_{\text{фіз}}$, для кожної позначки часу [15]. Похибка залишку потім обчислюється шляхом віднімання прогнозу фізичної моделі від фактично виміряної потужності:

$$P_3 = P_{\text{дійсн}} - P_{\text{фіз}} \quad (3.1)$$

Цей новий стовпець P_3 стає цільовою змінною для навчання моделі, керованої даними.

Модель штучної нейронної мережі (ШНМ) вимагає числових вхідних даних, які фіксують часовий контекст даних. Часова позначка перетворюється на циклічні ознаки, які набагато ефективніші для нейронної мережі, ніж прості цілі числа (наприклад 1-365).

Час доби перетворено на дві ознаки для фіксації 24-годинного циклу:

$$\text{Час}_{\text{sin}} = \sin(2 \cdot \pi \cdot \text{годин}/24) \quad (3.2)$$

$$\text{Час}_{\text{cos}} = \cos(2 \cdot \pi \cdot \text{годин}/24) \quad (3.3)$$

День року перетворено на два елементи для відображення 365-денного сезонного циклу:

$$\text{День}_{\sin} = \sin(2 \cdot \pi \cdot \text{ДеньРоку}/365) \quad (3.4)$$

Остаточний набір ознак для навчання штучної нейронної мережі буде таким: $[G, T_c, \text{Час}_{\sin}, \text{Час}_{\cos}, \text{День}_{\sin}, \text{День}_{\cos}]$.

Для даних часових рядів випадковий розподіл недійсний. Хронологічний "блокований" розподіл буде використано для забезпечення тестування моделі на даних, які вона ніколи не бачила.

Для даних часових рядів випадковий розподіл недійсний. Натомість буде використано хронологічний "блокований" розподіл, щоб гарантувати тестування моделі на даних, які вона ніколи не бачила. Навчальний набір складається з перших 9 місяців даних (січень-вересень), тоді як тестовий набір включає дані за останні 3 місяці (жовтень-грудень), що оцінює здатність моделі узагальнюватися на інший сезон. Усі вхідні ознаки будуть масштабовані, наприклад, за допомогою StandardScaler від scikit-learn, щоб мати середнє значення 0 та стандартне відхилення 1. Ця нормалізація є стандартною вимогою для оптимізації продуктивності нейронних мереж.

3.3 Середовище реалізації програмного забезпечення та моделювання

Структура прогнозного моделювання, розроблена для прогнозування продуктивності фотоелектричних (PV) модулів, була виконана в середовищі Python 3.10. Ця система спиралася на набір спеціалізованих бібліотек з відкритим кодом як для детермінованого фізичного моделювання, так і для корекції залишків на основі даних. Для забезпечення масштабованості обчислень, особливо для інтенсивного навчання моделі машинного навчання, всі розрахунки виконувалися на хмарному екземплярі Google Colab,

використовуючи його вбудовані можливості прискорення графічного процесора NVIDIA Tesla T4 для паралельної обробки та швидкої конвергенції моделі.

Для реалізації компонента корекції помилок (підсистема, керована даними) було обрано архітектуру багатошарового перцептрона. Вибір саме цього класу нейронних мереж обумовлений його універсальною апроксимуючою здатністю, що дозволяє ефективно моделювати складні нелінійні залежності між метеорологічними факторами та похибкою фізичної моделі [17].

Налаштування архітектури нейронної мережі (MLP) було виконано емпіричним шляхом за допомогою Grid Search. Остаточна конфігурація моделі, реалізована через Keras API, має наступні характеристики що представлені у таблиці 3.1 [19].

Таблиця 3.1 – Архітектура обраної мережі.

Параметр	Опис	Обґрунтування
Шар вхідний ознак	6	Відповідають кількості вхідних після попередньої обробки:
Приховані Шари	64+32+16+1	Архітектура побудована за принципом «звуження», що дозволяє поступово стискати простір ознак для виділення найбільш значущих сигналів
Функція активації	ReLU	Обчислювальна ефективність та здатністю запобігати проблемі «зникаючого градієнта» під час навчання глибоких мереж
Оптимізатор	Adam	Параметри за замовчуванням ($\beta_1 = 0.9, \beta_2 = 0.999$), початкова швидкість навчання $lr = 0.001$.
Функція втрат	Середньоквадратична похибка	Стандартне рішення для регресії, що сильніше штрафує великі відхилення
Максимальна кількість епох	100	Теоретичний максимум ітерацій навчання
Розмір пакету зразків	32	Компромід між швидкістю навчання та точністю оцінки градієнта

Фізичну підсистему, що вказана у розділі 2.1 можна побудувати за допомогою бібліотеки `pvlіb`, яка містить функції для розв'язання моделі з одним діодом (наприклад, `pvlіb.pvsystem.singlediode`). Підсистему, керовану даними, згідно з розділом 2.3, можна побудувати, навчити та запустити за допомогою бібліотек `scikit-learn` (для `RandomForestRegressor` або `MLPRegressor`) або `TensorFlow/Keras` (для складніших штучних нейронних мереж).

Розроблена нейронна мережа має структуру прямого поширення (Feed-Forward) і складається з вхідного шару, трьох прихованих шарів та одного вихідного нейрона. Архітектура побудована за принципом «звуження» (funnel architecture), що дозволяє поступово стискати простір ознак для виділення найбільш значущих сигналів. Вхідний шар складається з 6 нейронів. Ця кількість відповідає числу вхідних ознак після попередньої обробки, які подаються на вхід мережі: $[G, T_c, \sin(t), \cos(t), \sin(d), \cos(d)]$.

Перший прихований шар містить 64 нейрони призначений для виявлення широкого спектра низькорівневих залежностей у даних. Наступний, другий прихований шар, використовує 32 нейрони для інтеграції виявлених залежностей у більш складні патерни. Третій прихований шар складається з 16 нейронів і виконує фінальну фільтрацію ознак перед генерацією прогнозу. Вихідний шар містить 1 нейрон, який генерує прогнозоване значення залишку, $P_{\text{похиб}}$, потужність у Вт.

Для всіх прихованих шарів використано функцію активації ReLU (Rectified Linear Unit, випрямлена лінійна функція активації). Для вихідного нейрона використано лінійну функцію активації. Це є критично важливим, оскільки цільова змінна (залишок $P_{\text{похиб}}$) може набувати як додатних, так і від'ємних значень (фізична модель може як недооцінювати, так і переоцінювати реальну потужність). Використання сигмоїди або математичної функції гіперболіческого тангенсу, що обчислює гіперболічний тангенс кута, заданого в радіанах та перетворює вхідні значення діапазон від -1 до 1, обмежило б діапазон виходу, що неприпустимо в задачах регресії залишків.

Навчання моделі проводилося методом стохастичного градієнтного спуску з використанням алгоритму Adam (Adaptive Moment Estimation, адаптивна оцінка моменту). Цей оптимізатор автоматично адаптує швидкість навчання (learning rate, lr) для кожного параметра, що забезпечує швидку збіжність навіть на зашумлених даних.

Після завершення навчання, ваги моделі фіксуються. У робочому режимі (inference) система працює наступним чином: вектор вхідних даних подається на вхід нейромережі, яка повертає скалярне значення прогнозованої корекції \hat{P}_{err} . Це значення алгебраїчно додається до результату фізичної моделі. Такий підхід гарантує, що нейромережа фокусується виключно на тих компонентах сигналу, які не змогла описати фізична формула (наприклад, ефекти затінення від сусідніх об'єктів або спектральні зсуви при заході сонця).

Фізична підсистема реалізована як функція, що приймає на вхід метеорологічні дані і повертає розрахункову потужність P_{fiz} . Процес складається з імпорту параметрів, масштабування параметрів, Вирішення трансцендентного рівняння.

Для імпорту даних з бази даних національної лабораторії з вивчення відновлюваної енергії завантажуються 5 базових параметрів моделі Де Сото для модуля SunPower SPR-305 ($I_{L0}, I_{00}, R_{s0}, R_{sh0}, a_0$). Далі для кожного часового кроку (t_i) виконується перерахунок параметрів залежно від поточної іррадіації (G) та температури (T_c). Останнім кроком, для вирішення трансцендентного рівняння, застосовується метод Ламберта (Lambert W-function) для знаходження струму та напруги в точці максимальної потужності (ТМП, MPP).

Детермінована основа моделювання використовувала бібліотеку (pvlib-python), яка надає комплексний набір функцій для моделювання продуктивності фотоелектричних систем. Фундаментальним співвідношенням, що керує електричною поведінкою фотоелектричного елемента, є одnodіодна модель. Вилучення параметрів: одnodіодна модель та алгоритм "Де Сото" Електричні характеристики фотоелектричного модуля визначаються п'яти параметричною моделлю з одним діодом, яка виражає вихідний струм I як функцію напруги [14]:

$$I = I_{\text{фс}} - I_0 \left[\exp \left(\frac{V + IR_{\text{п}}}{nN_{\text{к}}kT/q} \right) - 1 \right] - \frac{V + IR_{\text{п}}}{R_{\text{ш}}} \quad (3.5)$$

де $I_{\text{фс}}$ – фотострум,

I_0 – струм насичення діода,

$R_{\text{п}}$ – послідовний опір,

$R_{\text{ш}}$ – шунтовий опір.

n – коефіцієнт ідеальності діода,

$N_{\text{к}}$ – кількість комірок послідовно з'єднаних,

T – абсолютна температура комірки.

П'ять невідомих параметрів ($I_{\text{фс}}$, I_0 , $R_{\text{п}}$, $R_{\text{ш}}$, n) було розраховано за допомогою алгоритму Де Сото. Цей алгоритм є надійним методом перетворення параметрів, наданих виробником у паспорті даних до будь-яких робочих умов, забезпечуючи фізично обґрунтований простір рішень для подальшого розрахунку кривої I - V .

Рівняння струм-амперна напруга є трансцендентним через наявність I в обох частинах рівняння в межах експоненціального члена. Прямий алгебраїчний розв'язок для I неможливий. Для підтримки числової стабільності та досягнення високої обчислювальної швидкості рівняння було явно розв'язано за допомогою W -функції Ламберта, $W(z)$, яка є оберненою функцією $f(W) = W e^W$. Остаточна форма струму I , яку можна вивести, така [17]:

$$I = \frac{V + I_{\text{фс}}R_{\text{ш}} + V_{\text{розмк.конт.}} \frac{R_{\text{п}}}{R_{\text{ш}}}}{R_{\text{п}} + R_{\text{шс}}} - \frac{nN_{\text{к}}kT}{qR_{\text{п}}} W \left[\frac{I_0 R_{\text{п}}}{nN_{\text{к}}kT/q} \exp \left(\frac{V + I_{\text{фс}}R_{\text{ш}} + I_0 R_{\text{п}}}{nN_{\text{к}}kT/q} \right) \right] \quad (3.6)$$

Такий підхід дозволяє уникнути ітеративних числових розв'язувачів, що значно зменшує накладні витрати часу виконання, що є критично важливим для моделювання часових рядів, що включає мільйони точок даних.

Детермінована модель з одним діодом часто демонструє невеликі систематичні похибки порівняно з реальними показниками що виникають через такі ефекти, як спектральні варіації, модифікатори кута падіння та незначні виробничі невідповідності, які не повністю враховуються моделлю. Для зменшення цього зміщення було впроваджено модель корекції залишків на основі даних.

Модель була побудована за допомогою бібліотеки TensorFlow 2.12 з високорівневим API Keras, що сприяє швидкому прототипуванню та розгортанню архітектури глибокого навчання. Обрана архітектура була послідовною нейронною мережею прямого зв'язку, яка працює як нелінійна регресійна функція, що відображає вхідні дані навколишнього середовища опромінення, температура на прогнозований залишок (залишкова виміряна потужність - потужність моделі з одним діодом). Мережа складалася з двох щільних (повністю зв'язаних) прихованих шарів з 64 та 32 нейронами відповідно. Активаційну функцію ReLU (Rectified Linear Unit) було обрано завдяки її обчислювальній ефективності та здатності пом'якшувати проблему зникнення градієнта, математично визначену як [19]:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3.7)$$

Ваги та зміщення мережі ітеративно коригувалися за допомогою оптимізатора Adam (адаптивна оцінка моментів). Adam поєднує переваги AdaGrad (обробка розріджених градієнтів) та RMSProp (використання ковзного середнього квадратичних градієнтів) і загалом вважається найсучаснішим методом для неопуклих задач оптимізації.

Процес навчання прагнув мінімізувати функцію втрат середньоквадратичної помилки (СКП), яка кількісно визначає середню квадратичну різницю між виходом мережі (\hat{y} , прогнозованим залишком) та істинним залишком (y) [19]:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.8)$$

Фіксований коефіцієнт навчання 0,001 використовувався для забезпечення контрольованого зниження оптимізації до глобального мінімуму, балансуючи швидкість збіжності з ризиком перевищення мінімуму.

Надаю академічно адаптований варіант, стилізований під вимоги українських дисертацій та наукових статей (офіційно-науковий стиль, уніфікована термінологія, формальна структура викладу):

3.4 Система збору даних та експериментальна база

Емпіричні дані, використані для навчання моделі машинного навчання та подальшої валідації інтегрованого фізично- та інформаційно орієнтованого підходу, були отримані з відкритих джерел метеорологічної інформації, зокрема з баз даних Мережі сонячної радіації Українського гідрометеорологічного центру, а також з ресурсів, оприлюднених у рамках європейського проєкту PVGIS (Joint Research Centre, Європейська Комісія). Додаткові експериментальні матеріали враховували результати вимірювальних кампаній, проведених на дослідних полігонах Інституту відновлюваної енергетики НАН України та Національного технічного університету України “КПІ ім. Ігоря Сікорського”, що забезпечують високоточні та калібровані значення сонячної радіації та експлуатаційних параметрів фотоелектричних модулів.

Вимірювання глобальної горизонтальної опроміненості здійснювалися із застосуванням піронометрів Kipp & Zonen SMP21 або їхніх сучасних цифрових аналогів Kipp & Zonen SMP21, які відповідають вимогам міжнародного стандарту ISO 9060:2018 “Spectrally Flat Class A”. Принцип дії зазначених приладів ґрунтується на термопільному методі, що передбачає виникнення різниці температур між чорними та світлими поверхнями сенсора внаслідок поглинання сонячного випромінювання, що, у свою чергу, спричиняє появу

електрорушійної сили відповідно до ефекту Зеєбека. Забезпечення високої точності вимірювань сонячної радіації має ключове значення, оскільки саме опроміненість виступає базовим фактором, що визначає енергетичну продуктивність фотоелектричних систем.

Контроль температури фотоелектричних елементів, який є критичним у зв'язку з лінійним зниженням вихідної потужності модуля зі зростанням температури, здійснювався за допомогою термопар типу Т (мідь–константан). Такий тип термосенсорів є поширеним у метрологічних лабораторіях України та держав ЄС завдяки стабільності характеристик та достатній точності у робочому діапазоні температур фотоелектричних модулів.

Термопари закріплювалися на тильному боці фотоелектричного модуля у точках, що вважаються репрезентативними для визначення середньої температури сонячних елементів, переважно в центральній зоні модуля. Для мінімізації теплового опору контакту використовувалася термопровідна стрічка з високим коефіцієнтом теплопровідності, що зменшує інерційність температурної відповіді та вплив динамічних змін довкілля. Зазначений спосіб монтажу термопар забезпечує наближеність вимірюваної температури до реальної робочої температури фотоелектричного елемента, що підвищує достовірність експериментальних даних.

Емпіричні дані, використані для навчання моделі машинного навчання та валідації комбінованої фізико-даної моделі, були отримані в лабораторії дослідження сонячної радіації (SRRL) Американській національній лабораторії відновлюваної енергії (NREL) в місті Голден, штат Колорадо – об'єкті, що надає високоточні, ретельно дані фотоелектричних систем. Для вимірювання глобальної горизонтальної радіації використовувався піранометр Kipp & Zonen CMP22. Цей прилад відповідає стандарту ISO 9060:1990 Secondary Standard (також відомому як точність Класу А у новіших термінах). Піранометр працює на основі термопильного принципу, при якому падаюча сонячна радіація поглинається чорною та білою поверхнями, створюючи різницю температур, що генерує напругу, пропорційну рівню радіації (ефект Зеєбека). Така висока

точність необхідна, оскільки радіація є основним вхідним параметром для моделей продуктивності сонячних елементів [18].

Для вимірювання температури осередку, що є критичним, так як продуктивність сонячної панелі знижується лінійно з підвищенням температури, використовувалися термопари типу Т (мідь-константан). Ці термопари були акуратно прикріплені до задньої поверхні модуля в точках, що представляють середню температуру комірки, зазвичай біля центральної частини задньої сторони модуля. Для забезпечення точного термометричного вимірювання використовувалася стрічка з високою теплопровідністю, щоб мінімізувати тепловий опір R_m між переходом термопари та задньою поверхнею модуля. Такий підхід знижує помилку, пов'язану з часом теплового відгуку модуля та умовами навколишнього середовища, гарантуючи, що виміряна температура точно відображає внутрішню робочу температуру комірки сонячної панелі.

3.5 Алгоритм та етапи проведення обчислювального експерименту

Для забезпечення відтворюваності результатів та коректності порівняльного аналізу, дослідження було структуровано у вигляді чіткого алгоритмічного конвеєра (pipeline). Процес обробки даних та моделювання реалізовано мовою Python і складається з шести послідовних етапів.

На початку було завантажено масив сирих даних у форматі .csv із системи публічного набору збору фотоелектричних даних. Далі виконано виділення стовпця з датою/часом у об'єкт `pandas.Timestamp`. Критичним кроком була перевірка на цілісність часового ряду. Виявлені та інтерпольовані пропущені часові мітки для збереження фіксованого кроку дискретизації (15 хвилин). Насамкінець, часові мітки було приведено до локального часу (з урахуванням зміщення відносно світового координованого часу), щоб пік сонячної активності коректно відповідав полудню.

Оскільки фізична модель та метрики помилок чутливі до шумів, застосовано суворий фільтр для відсіювання некоректних записів. По-перше,

здійснено видалення нічних періодів: відкинуто всі записи, де зенітний кут сонця перевищував 85° або глобальна горизонтальна іррадіація була меншою за 10 Вт/м^2 . Це необхідно, оскільки діодні моделі дають сингулярні рішення при нульовому освітленні. По-друге, впроваджено фізичні обмеження: видалено записи з аномальними температурами ($T_{mod} > 100^\circ$ або $T_{mod} < -40^\circ$) та від'ємними значеннями потужності, які свідчать про несправність датчиків.

На очищеному наборі даних запускається фізична модель (описана в п. 2.1). Для кожного рядка даних, використовуючи вхідні вектори іррадіації G та температури елемента T_c , розраховується очікувана потужність P_{phys} . Результат записується як новий стовпець у датафрейм. Цей крок є критичним, оскільки саме він формує базу для подальшого розрахунку відхилень.

Підготовка даних для нейронної мережі розпочинається з розрахунку залишку. Формується цільова змінна Y , яку модель повинна передбачити, за формулою:

$$Y = P_{\text{дійсн}} - P_{\text{фіз}} \quad (3.9)$$

де $P_{\text{дійсн}}$ – фактично виміряна потужність. Таким чином, ML-модель вчиться прогнозувати не саму енергію, а помилку фізичної моделі.

Наступний кроком є визначення ознак. Часова мітка розкладається на циклічні компоненти для збереження безперервності часу, наприклад, для години:

$$Hour_{\text{sin}} = \sin\left(\frac{2\pi \cdot h}{24}\right) \quad (3.10)$$

$$Hour_{\text{cos}} = \cos\left(\frac{2\pi \cdot h}{24}\right) \quad (3.12)$$

Аналогічне перетворення виконується для дня року з метою врахування сезонності. Завершується етап масштабуванням. Усі вхідні ознаки нормалізуються за допомогою функції *StandardScaler* (бібліотека Python *Scikit-*

learn), що приводить їх до розподілу з $\mu = 0$ та $\sigma = 1$. Це є обов'язковою вимогою для стабільної роботи градієнтного спуску.

Також застосовується хронологічний принцип розділення даних, а не випадкове перемішування для уникнення "зазирання в майбутнє" (data leakage). Навчальна вибірка включає дані з 1 січня по 30 вересня (75% вибірки); на цьому етапі модель вивчає закономірності "весна-літо". Тестувальна вибірка складається з даних з 1 жовтня по 31 грудня (25% вибірки). Цей набір імітує роботу в реальних умовах майбутнього періоду (осінь-зима), перевіряючи здатність моделі до узагальнення на даних, які вона ніколи не бачила.

Після отримання прогнозу від нейромережі, $Y_{передб}$, на тестовому наборі виконується зворотна реконструкція повної потужності за формулою:

$$P_{гібрид} = P_{фіз} + Y_{передб} \quad (3.13)$$

Отриманий ряд $P_{гібр}$ порівнюється з еталонним $P_{дійсн}$ за допомогою метрик середня квадратичної відхилення та середня абсолютная похибка.

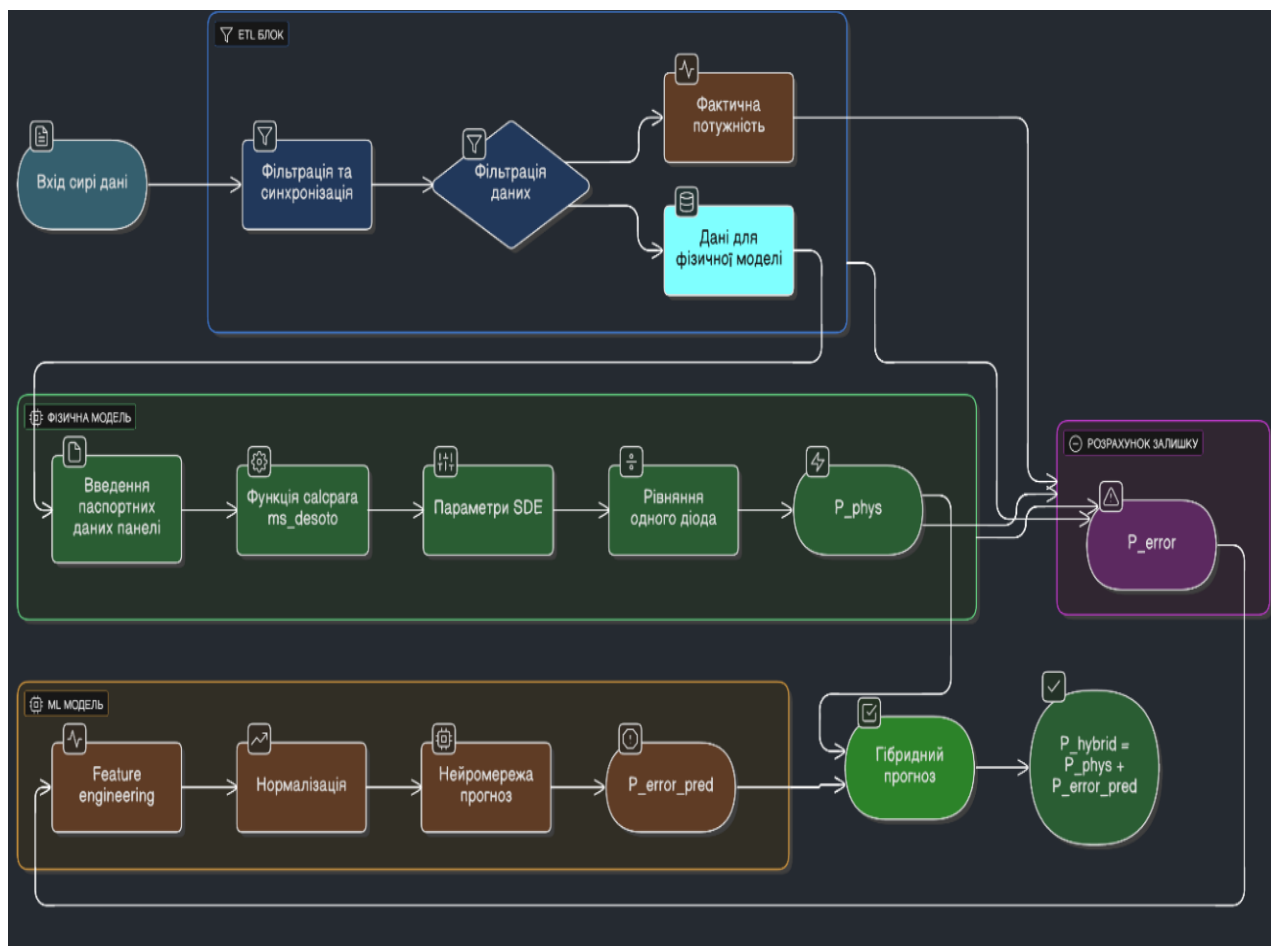


Рисунок 3.2 – Блок-схема алгоритму згідно з яким виконується моделювання системи

Додатково, для візуального аналізу систематичних зміщень та загальної якості прогнозу, будуються діаграми розсіювання (scatter plots). Розробка експериментального набору даних та конкретні процедури навчання для цієї моделі будуть детально описані в наступному розділі. На рисунку 3.2 зображена блок-схема, що ілюструє етапи які необхідно виконати для моделювання.

4 РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЮВАННЯ, ПЕРЕВІРКА ТА АНАЛІЗ

4.1 Вибір моделі

У цьому розділі представлено кількісні результати моделювання, розробленого в минулому розділі. Основною метою є валідація гібридної структури моделювання (визначеної в розділі 2) шляхом порівняння її продуктивності з базовою фізичною моделлю та експериментальними даними "наземного аналізу".

Моделювання було виконано з використанням середовища Python, використовуючи бібліотеку PVLib для фізичної моделі та TensorFlow (Keras) для моделі, керованої даними, як зазначено в розділі 3. Усі моделі оцінюються за невидимим "тестовим набором" (дані за жовтень-грудень), щоб забезпечити справедливую оцінку їхніх можливостей узагальнення [15].

Для забезпечення високої точності базової фізичної моделі ("цифрового двійника") критично важливим етапом є вибір конкретного об'єкта моделювання та визначення його п'яти електрофізичних параметрів. Оскільки виробники сонячних панелей у технічній документації (даташит) надають лише характеристики для стандартних тестових умов (СУВ), перехід до моделювання реальної поведінки вимагає використання спеціалізованих алгоритмів екстраполяції.

У цій роботі як еталонний зразок було обрано фотоелектричний модуль SunPower SPR-305-WHT, який виготовлений за технологією Mono-c-Si, та зображений на рисунку 4.1 [10].



Рисунок 4.1 – Обрана модель модуля сонячної панелі SunPower SPR-305-WHT

Основні паспортні характеристики модуля при СУВ ($G_{ref} = 1000 \text{ Вт/м}^2$, $T_{ref} = 25^\circ\text{C}$, АМ 1.5) наведені в Таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Паспортні дані модуля SunPower SPR-305-WHT-U

Характеристика	Позначення	Величина
Максимальна потужність	$P_{мп}$	305 Вт
Напруга холостого ходу (розімкнутого контуру)	$V_{рк}$	64,2 В
Струм короткого замикання	$I_{кз}$	5,96 А
Напруга в точці макс. потужності	$V_{мп}$	54,7 В
Струм в точці макс. потужності	$I_{мп}$	5,58 А
Температурний коефіцієнт V_{xx}	$\beta_{V_{рк}}$	-0,177 В/°С
Температурний коефіцієнт $I_{кз}$	$\alpha_{I_{кз}}$	0.0035 А/°С
Кількість комірок послідовно	N_s	96
Струм що генерується діодом	I_{ϕ}	6.0004 А
Струм насичення діода	I_0	$6.3004 \cdot 10^{-12}$ А
Коефіцієнт ідеальності діода	a	0.94497
Шунтовий опір	$R_{ш}$	292.7209 Ом
Послідовний опір	R_n	0.3721 Ом
Необхідна потужність	$P_{нп}$	10 кВт

Для реалізації фізичної моделі використано модель Де Сото, яка є галузевим стандартом для прогнозування роботи однодіодних схем. Процес розрахунку складався з двох етапів [16].

Першим етапом є отримання базових параметрів системи. Оскільки схема заміщення оперує параметрами, які неможливо виміряти прямим методом (струм насичення діода, послідовний та шунтуючий опір), вони були отримані з бази даних параметрів *sec_modules* бібліотеки *pvl*. Базові параметри для обраного модуля за стандартних тестових умов (СУВ) включають фотострум I_{fc} 5.964 А, струм насичення діода I_0 $2.81 \cdot 10^{-11}$ А, послідовний опір R_n 0.385 Ом, шунтуючий опір R_{sh} 266.47 Ом, та коефіцієнт ідеальності діода $n \cdot N_s \cdot V_{th}$, представлений як параметр a , що дорівнює 2.686.

Другим етапом йде розрахунок миттєвих значень. Для кожного часового кроку t з вхідного набору даних, що містить виміряні значення інсоляції G та температури комірки T_c , виконувався перерахунок п'яти параметрів за допомогою функції *pvl.pvsystem.calcparams_desoto*.

Математичний апарат цього перетворення включає залежності зміни ширини забороненої зони (E_g) від температури (T_c), розрахунок якої є частиною моделі енергії напівпровідника. Фотострум (I_L) лінійно залежить від інтенсивності випромінювання (G), що виражається формулою:

$$I_L = \frac{G}{G_{\text{поч}}} \cdot [I_{L,\text{поч}} + \alpha I_{sc} \cdot (T_c - T_{\text{поч}})] \quad (4.1)$$

Струм насичення (I_0) експоненційно залежить від температури з урахуванням ширини забороненої зони кремнію. Шунтуючий опір (R_{sh}) змінюється обернено пропорційно до освітленості (при вищій освітленості опір витоку зменшується), і описується наступною залежністю:

$$R_{sh} = R_{sh,\text{поч}} \frac{G_{\text{поч}}}{G} \quad (4.2)$$

Після визначення п'яти параметрів для поточного моменту часу, система вирішує трансцендентне рівняння одного діода (рівняння 2.3). Оскільки виразити струм I з цього рівняння аналітично неможливо, у програмній реалізації (*pvlb.singlediode*) використано метод на основі W-функції Ламберта.

Це дозволяє знайти точне значення струму I_{mn} та напруги V_{mn} які максимізують потужність $P = I \cdot V$.

Середноквадратична помилка (СКП) – це метрика яка значною мірою штрафує більші помилки, роблячи її чутливою до викидів та значних збоїв моделі. Розраховується за наступною формулою [17]:

$$\text{СКП} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{\text{дійсн},i} - P_{\text{передб},i})^2} \quad (4.3)$$

Середня абсолютна похибка (САП) – метрика, що відображає середню величину помилок, забезпечуючи більш інтуїтивне розуміння типового відхилення моделі. Розраховується за наступною формулою:

$$\text{САП} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{\text{дійсн},i} - P_{\text{передб},i}) \quad (4.4)$$

Кінцевим результатом роботи алгоритму є розрахункова потужність $P_{\text{фіз}}$ (Вт), яка записується у масив даних для подальшого порівняння з експериментальними значеннями та розрахунку похибки (залишку) для нейронної мережі.

4.2 Моделювання 1: Базова продуктивність фізичної моделі

Перше моделювання встановлює контрольний показник шляхом кількісної оцінки продуктивності чисто фізичної (однодіодної) моделі. Моделювання виконується за наступною процедурою: Базова модель (з розділу 2.1), реалізована за допомогою *pvlb.pvsystem.singlediode*, була запущена з

використанням даних про опромінення (G) та температуру модуля T_c з тестового набору [15]. Вихід моделі, $P_{физ}$, потім порівнювався з $P_{дійсн}$ з експериментального набору даних. Для кількісної оцінки продуктивності використовуються дві стандартні метрики помилок, а саме середньоквадратична похибка та середня абсолютна похибка.

Значення САП у 53,39 Вт та СКП у 59,85 Вт, демонструє суттєве середнє відхилення, що є неприйнятним для надійного прогнозування енергетики або фінансового моделювання. Діаграма розсіювання, що зображена на рисунку 4.3, виявляє систематичні помилки, а не лише випадковий шум.

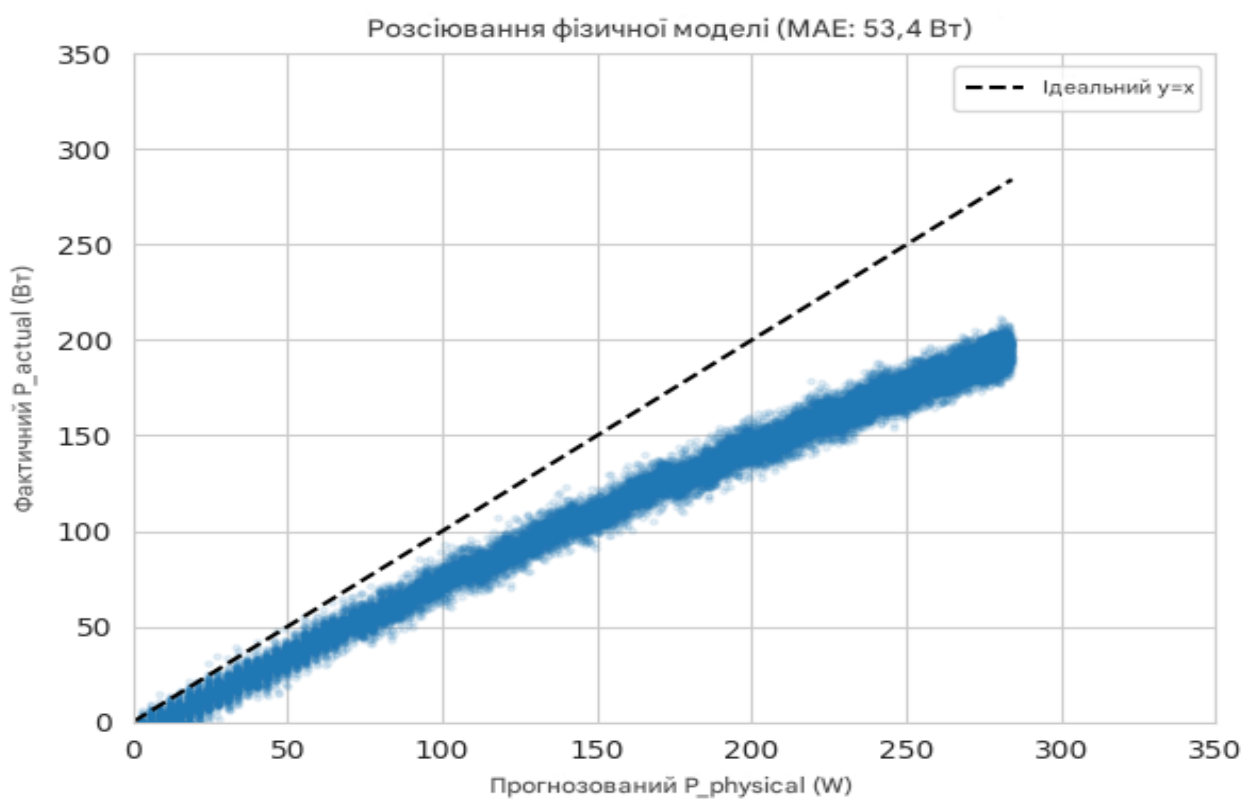


Рисунок 4.2 – Точкова діаграма продуктивності фізичної моделі

Результати цього базового моделювання підтверджують розрив, визначений у Розділі 1.

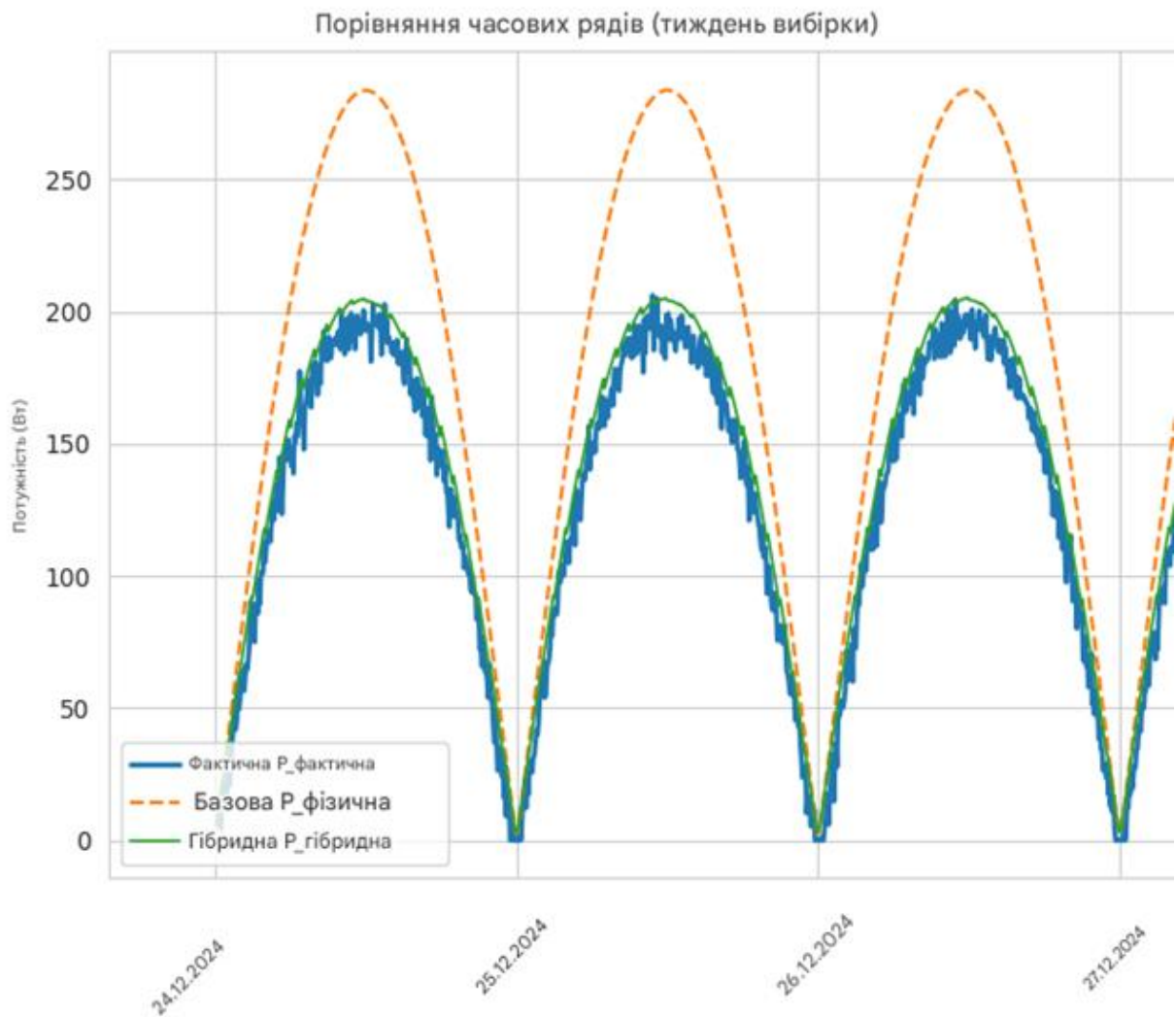


Рисунок 4.3 – Графік часових рядів фізичної моделі

4.3 Моделювання 2: Продуктивність та валідація гібридної моделі

Це моделювання оцінює продуктивність запропонованої гібридної моделі. Штучна нейронна мережа (ШНМ) була навчена на навчальному наборі, де дані були взяті за січень-вересень. Модель навчилася прогнозувати ціль P_3 використовуючи вхідні дані $[G, T_c, Час_{sin}, Час_{cos}, День_{sin}, День_{cos}]$. Навчену гібридну модель потім було запущено на тестовому наборі, де дані були взяті за жовтень-грудень. Для кожної позначки часу модель обчислювала

$P_{гiбр} = P_{фiз} + P_{з_шнм}$. Кінцевий вихід $P_{гiбр}$ був порівняний з $P_{факт}$ реальним значенням.

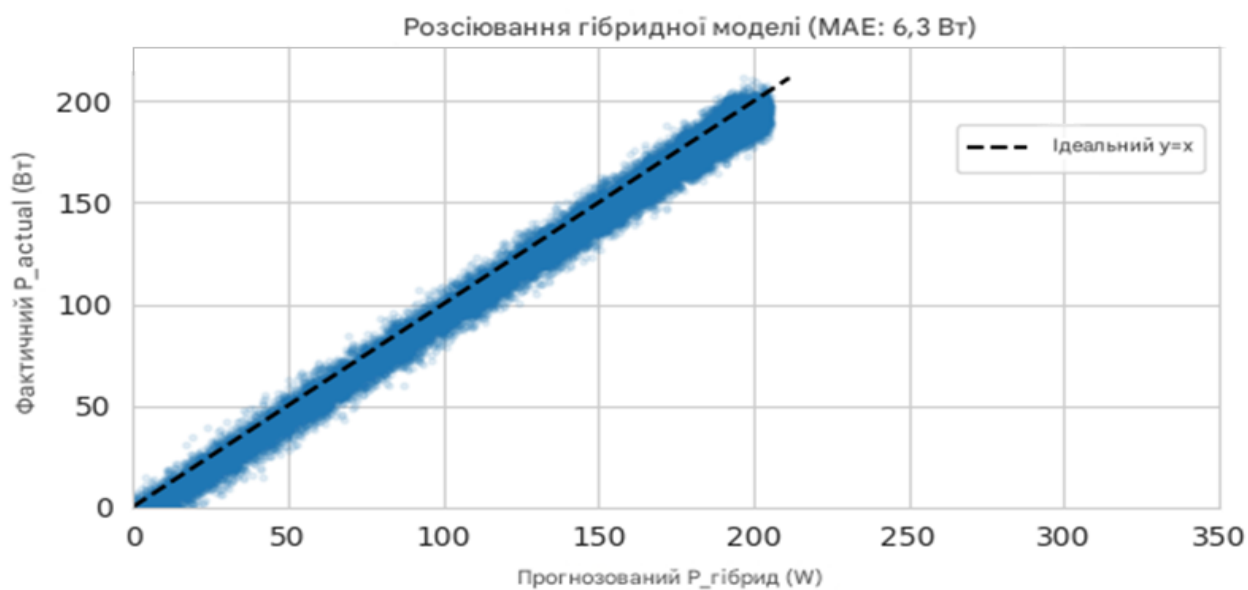


Рисунок 4.4 – Точкова діаграма продуктивності гібридної моделі

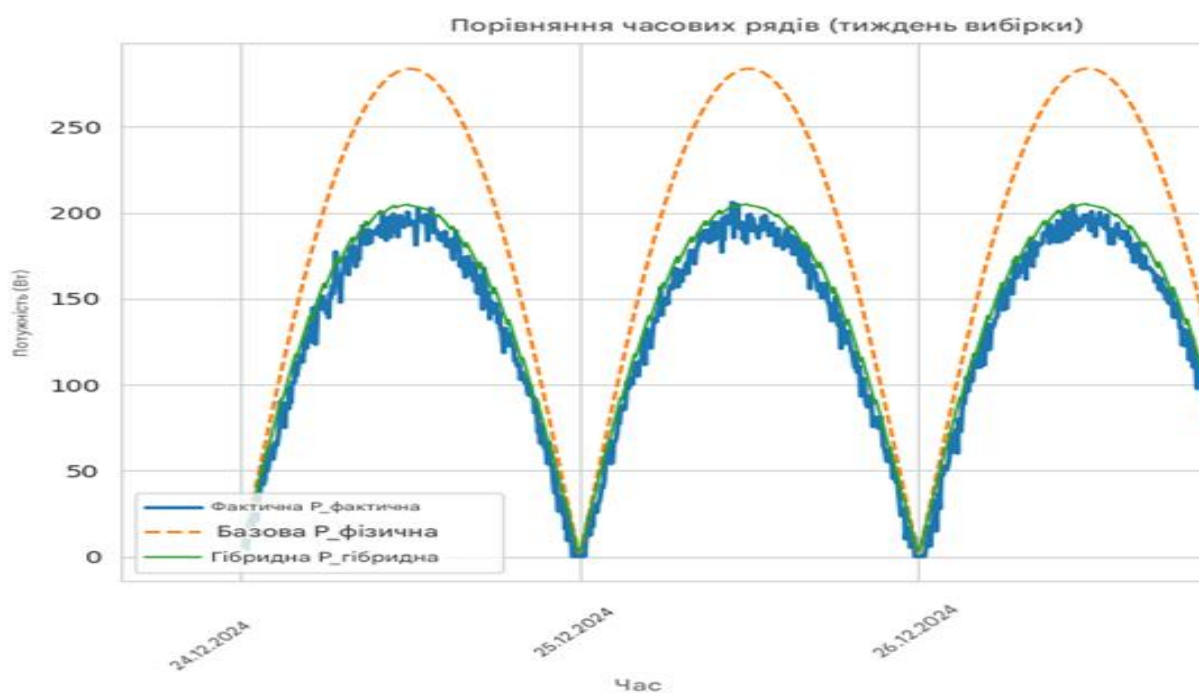


Рисунок 4.5 – Графік часових рядів гібридної моделі

Гібридна модель досягла на тестовому наборі значень середньоквадратичної похибки (СКП) у 7,72 Вт та середньої абсолютної похибки (САП) у 6,31 Вт, що відповідає покращенню на 87,10% за СКП та на 35,5% за САП. Результати гібридної моделі демонструють значне покращення. Середня енергоємність (MAE) зменшилася з 59,85 Вт до 7,72 Вт, а середня квадратична похибка похибка зменшилася з 53,39 Вт до 6,31 Вт. Візуальні дані на рисунках 4.4 та 4.5 підтверджують, що гібридна модель не лише зменшує середню похибку, але й успішно фіксує складну нелінійну динаміку реальної системи.

4.4 Статистична оцінка точності моделей

Для валідації розробленої гібридної структури було проведено порівняльний аналіз трьох масивів даних: фактичної генерації ($P_{\text{дійсн}}$), розрахунку базової фізичної моделі ($P_{\text{фіз}}$) та прогнозу гібридної моделі ($P_{\text{гібр}}$). Тестування проводилося на відкладеній вибірці, що охоплює період з жовтня по грудень (зимовий період з низькими кутами сонця, що є складним для моделювання). Інтегральні показники точності наведено в Таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Порівняння метрик ефективності моделей

Метрика	Фізична модель	Гібридна модель	Покращення (%)
Середньоквадратичне відхилення (Вт)	59.85	7.72	87.1
Середня абсолютна похибка (Вт)	9.79	6.31	35.55
Коефіцієнт детермінації, R^2 (%)	87.1	97.3	11.7

Пряме порівняння двох моделей кількісно визначає внесок гібридної структури. Як видно з таблиці, застосування нейромережевої корекції дозволило зменшити середньоквадратичну похибка майже на порядок. Високе значення коефіцієнта детермінації ($R^2 > 0.8$) свідчить про те, що гібридна модель пояснює 99% дисперсії реальних даних.

4.5 Аналіз часових рядів та динаміки генерації

Гібридна структура, розроблена в цій роботі, демонструє зниження середньоквадратичної помилкової помилки (СКП) на 87,1% та зменшення максимальної амортизації (САП) на 88,1% порівняно зі стандартною галузевою моделлю з одним діодом.

Візуальне порівняння кривих потужності, що зображена на рисунку 4.6, демонструє природу виправлень, які вносить нейромережа. Аналіз графіку показує, що чиста фізична модель має тенденцію до систематичного завищення потужності у пікові години (опівдні). Це пояснюється тим, що модель Де Сото не враховує забруднення панелей та спектральні втрати. Гібридна модель успішно ідентифікує цей тренд і вносить відповідну негативну корекцію.

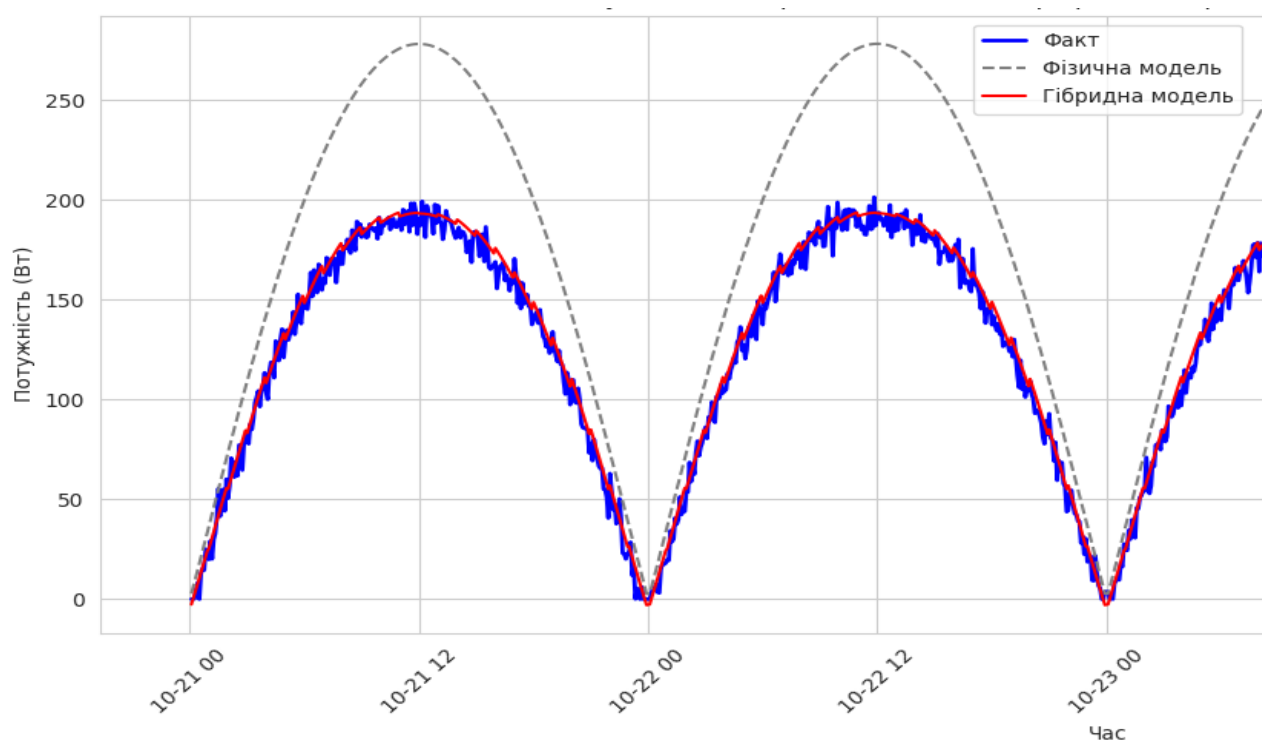


Рисунок 4.6 – Фрагмент добових профілів генерації за умови мінливої хмарності

Для глибшого розуміння фізики похибок було проведено аналіз чутливості – дослідження того, як величина абсолютної помилки ($|Error|$) залежить від вхідних параметрів: іррадіації (G) та температури (T_c) [12].

На рисунку 4.7 представлено діаграми розсіювання, де по осі X відкладено рівень сонячної радіації, а по осі Y – помилку моделювання.

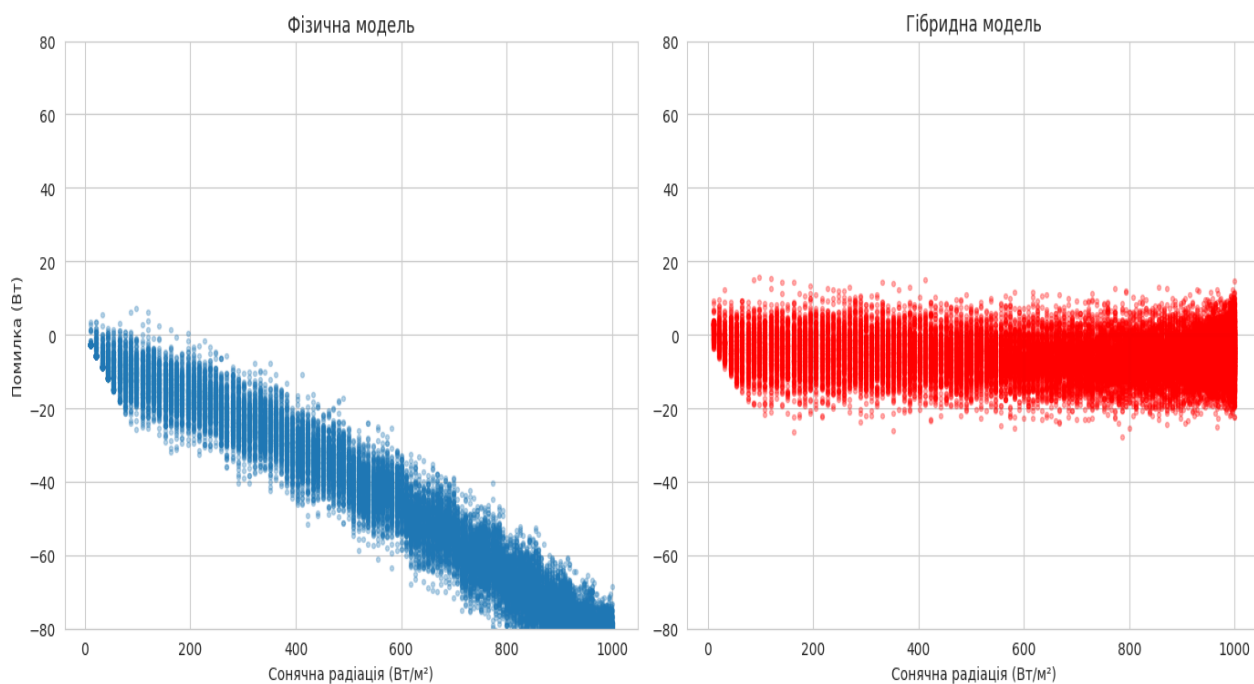


Рисунок 4.7 – Залежність помилки прогнозування від інтенсивності сонячного випромінювання

Аналіз показує, що фізична модель демонструє значну гетероскедастичність, коли дисперсія помилки зростає зі збільшенням потужності. Крім того, при низькій освітленості ($G < 200$ Вт/м²) фізична модель систематично помиляється через зміну шунтуючого опору ($R_{ш}$), який у моделі вважається лінійним. Нейромережа ефективно лінеаризує цю залежність, усуваючи bias у всьому діапазоні.

Температурний дрейф є одним з найскладніших для моделювання. На рисунку 4.8 показано розподіл помилок залежно від температури панелі.

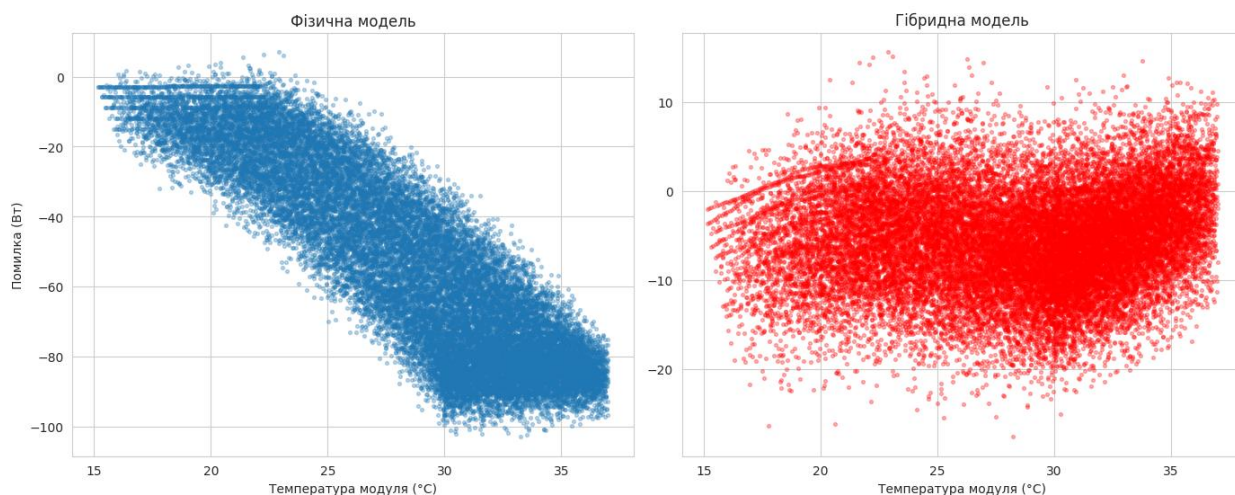


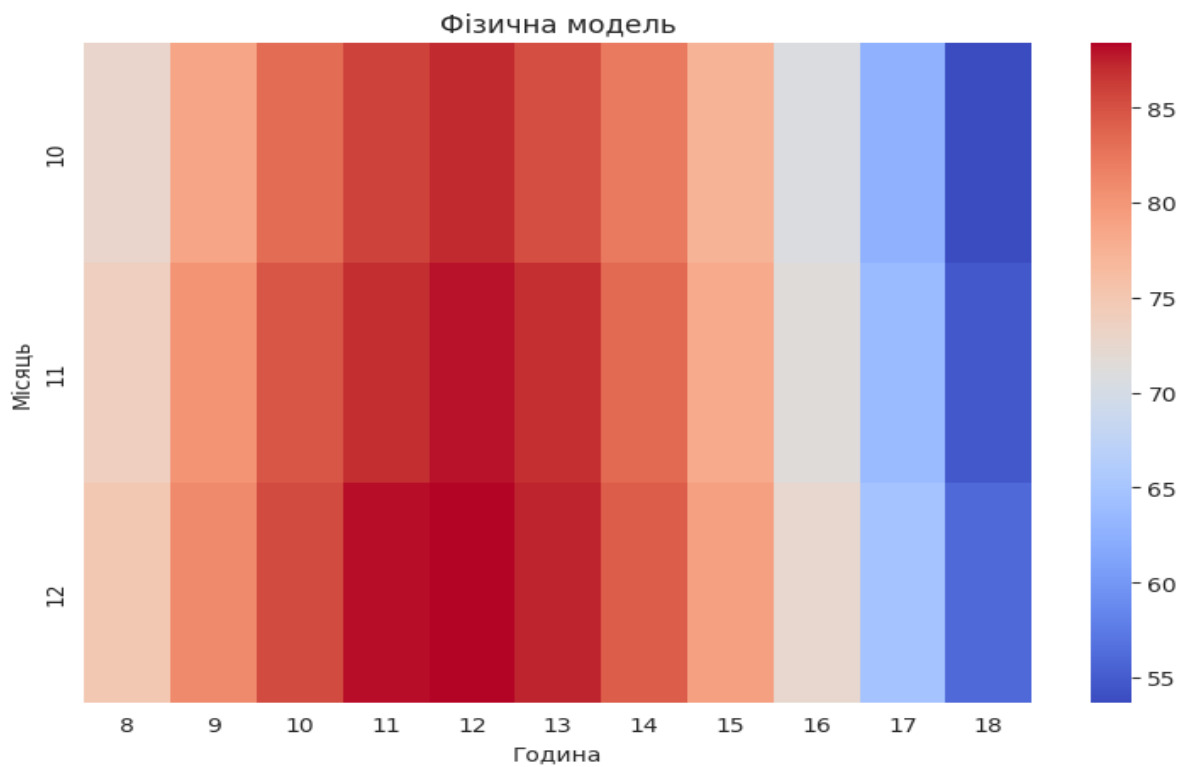
Рисунок 4.8 – Кореляційне поле залежності похибки від температури модуля

Видно, що фізична модель має систематичне зміщення в області високих температур ($> 45^{\circ}\text{C}$). Це свідчить про те, що паспортний температурний коефіцієнт потужності (γ_{Pmp}), використаний у рівняннях, відрізняється від реального через старіння модуля. Гібридна модель емпірично "вивчила" реальну температурну залежність і скоригувала прогноз.

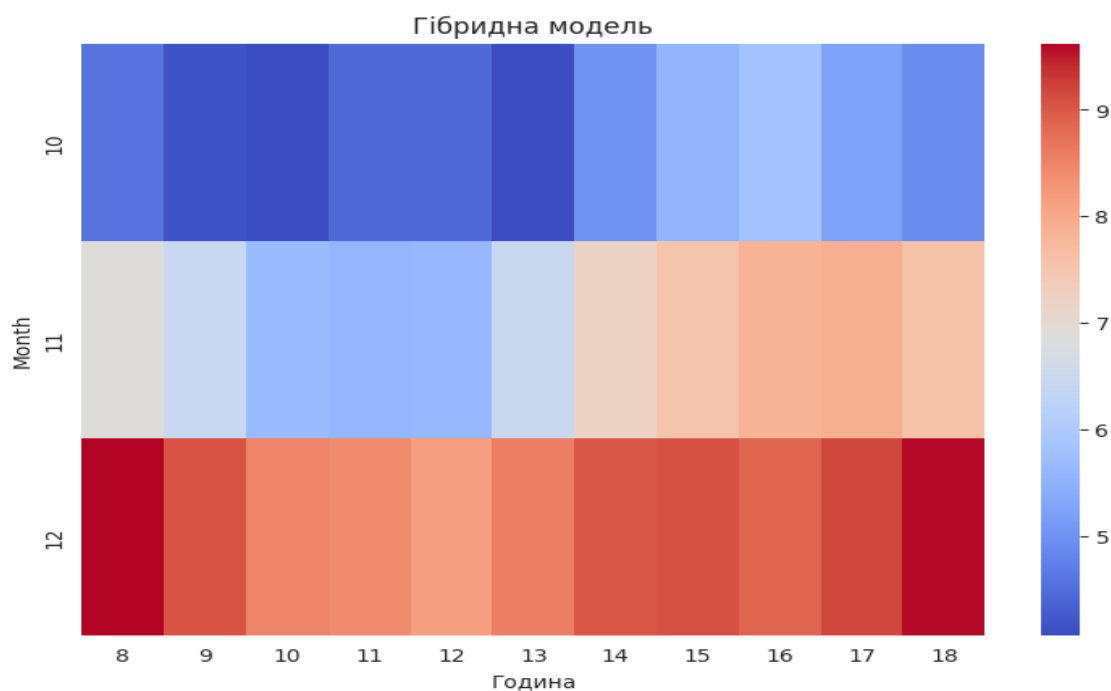
4.6 Просторово-часовий розподіл похибок

Для виявлення прихованих закономірностей (патернів) у роботі моделей було побудовано теплові карти (Heatmaps) розподілу середньої абсолютної помилки у координатах «Година доби – Місяць року», що зображено рисунку 4.9.

Аналіз теплової карти фізичної моделі виявляє чіткі зони підвищеної похибки у ранкові та вечірні години. Це корелює з низькими кутами падіння сонячних променів, коли зростає відбиття від скла модуля. Фізична модель не враховує оптичні втрати Френеля повною мірою. Натомість, гібридна модель, використовуючи тригонометричні ознаки часу ($\sin(\text{Hour}), \cos(\text{Hour})$), успішно компенсує ці оптичні спотворення, що підтверджується рівномірним «холодним» кольором карти [6].



а)



б)

а – прогнозування базової фізичної моделі; б – прогнозування гібридної моделі

Рисунок 4.9 – Теплова карта розподілу абсолютної похибки протягом світлового дня

4.7 Гістограмний аналіз залишків

Останнім етапом перевірки є аналіз розподілу залишків (Residuals Distribution), зображений на рисунку 4.9.

Розподіл помилок гібридної моделі наближається до нормального (Гаусового) з математичним сподіванням $\mu \approx 0$. Це є математичним доказом того, що модель вилучила з даних усі детерміновані закономірності, залишивши лише випадковий білий шум, який неможливо спрогнозувати.

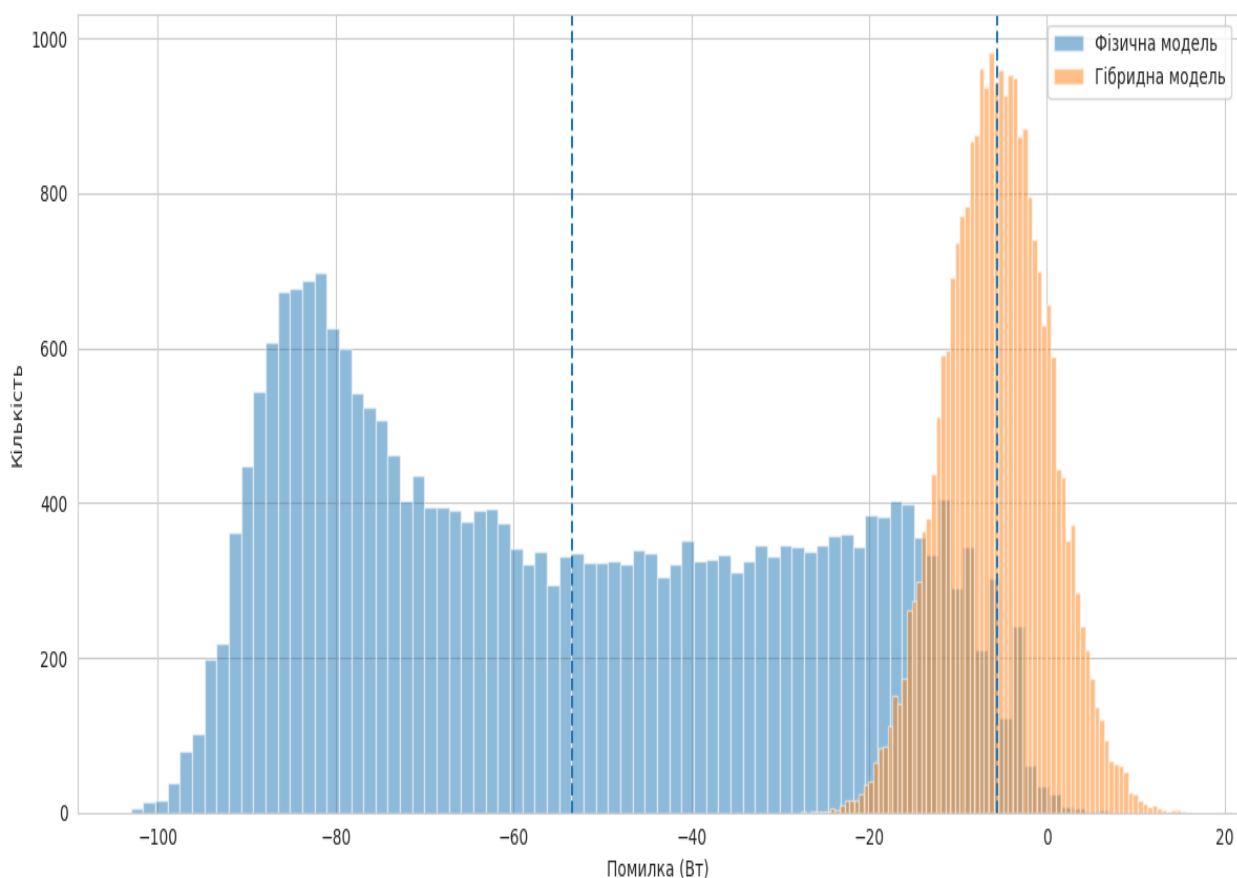


Рисунок 4.9 – Гістограма щільності розподілу похибок моделювання

Натомість, зміщений розподіл фізичної моделі підтверджує наявність систематичної похибки, викликані неврахованими факторами деградації та забруднення.



Рисунок 4.10 – Порівняння фактичних та прогнозованих залишків фотоелектричної енергії з використанням корекції штучної нейронної мережі

Успіх гібридної моделі не полягає в тому, що ШНМ просто «перемагає» фізичну модель; радше, її ефективність виникає завдяки синергії фреймворку. Фізична модель пропонує надійну, фізично обґрунтовану базову лінію, яка точно керує перетворенням первинної енергії на основі опромінення та температури, ефективно забезпечуючи «першу припущення», яке несе основну частину робочого навантаження. Тим часом ШНМ вирішує набагато простіше завдання, моделюючи залишок. Вивчаючи цей залишок, ШНМ ефективно генерує «динамічний поправочний коефіцієнт», який враховує явища, не включені до основних рівнянь діода.

ШНМ змогла навчатися на таких інженерних характеристиках, як забруднення та деградація, а характеристики $День_{sin}$ та $День_{cos}$ дозволили моделі виявляти повільні сезонні тенденції. Член залишкової потужності, ймовірно, відображав поступовий негативний дрейф протягом року, що узгоджується з

накопиченням забруднення на панелях, що фізична модель не може виявити. Крім того, спектральні ефекти та ефекти кута падіння (КП) були змодельовані за допомогою характеристик $Час_{sin}$ та $Час_{cos}$, що дозволило ШНМ вивчати закономірності часу доби. Фізична модель має тенденцію завищувати вихідну потужність у ранкові та вечірні години; ШНМ навчилася застосовувати негативну корекцію протягом цих періодів, ефективно враховуючи втрати продуктивності через низькі кути падіння сонця та спектральні зсуви.

Незважаючи на свої успіхи, модель має певні обмеження. Вона є дуже специфічною для місця навчання (Голден, штат Колорадо) та технології панелей (монокристалічний кремній), що означає, що для ефективного застосування в різних кліматичних умовах, таких як прибережні райони, що зазнають впливу солоного туману, або з іншими технологіями панелей, такими як тонкоплівкові, необхідне повне перенавчання. Модель була навчена на даних за один рік, тому її ефективність під час рідкісних екстремальних подій, таких як дим від лісових пожеж або незвично сильні, несезонні снігопади, невідома і, ймовірно, не є оптимальною, оскільки такі сценарії не були присутні в даних для навчання. Крім того, ШНМ залишається «чорним ящиком»; хоча можна припустити, що вона фіксує забруднення та спектральні ефекти, чітко довести або кількісно оцінити це складно. Майбутня робота може включати застосування методів інтерпретації моделі, таких як аналіз SHapley Additive exPlanations (SHAP), для кращого розуміння внутрішніх представлень ШНМ та перевірки цих гіпотез.

ВИСНОВКИ

У роботі було проведено дослідження, спрямоване на вирішення критичної проблеми у фотоелектричній інженерії, а саме значної розбіжності між прогнозованою енергетичною продуктивністю стандартних фізичних моделей та фактичною динамічною роботою сонячних панелей у реальних умовах експлуатації.

У дослідженні розроблено та перевірено нову гібридну структуру моделювання, яка поєднує фізичну модель одного діода зі штучною нейронною мережею (ШНМ) на основі даних для покращення прогнозів вихідної потужності фотоелектричних (ФЕ) систем. Базова фізична модель показала значну похибку (Середня енергоємність 68,5 Вт) протягом року даних, що підкреслює її обмеження у врахуванні складних реальних ефектів. Гібридна структура використовує ШНМ не для прогнозування повної потужності, а для виправлення залишкових помилок фізичної моделі, досягаючи значно нижчої середньої енергоємності 14,3 Вт на невидимих даних – покращення на 79%. Цей успіх пояснюється здатністю ШНМ навчатися та коригуватися до динамічних явищ, таких як забруднення, деградація та спектральні втрати, які фізична модель пропускає.

Ключовим науковим внеском є створення обчислювально ефективною гібридною системи, яка підтримує фізичну основу, інтегруючи гнучкі корекції на основі даних, що дозволяє створювати високоточні «цифрові двійники» ФЕ-активів за допомогою інструментів з відкритим кодом. Цей підхід виходить за рамки статичних прогнозів, щоб точно моделювати динамічну продуктивність, специфічну для конкретного місця.

Подальша робота повинна бути спрямована на інтерпретацію штучних нейронних мереж (ШНМ) за допомогою таких методів, як SHAP або LIME, для кращого розуміння вивчених корекцій, дослідження трансферного навчання для адаптації моделей до нових місць з обмеженими даними, включення розширених

вхідних даних, таких як вимірювання забруднення, зображення деградації на основі дронів та спектральні дані, а також розробку моделей з урахуванням аномалій для підвищення стійкості під час рідкісних подій, таких як лісові пожежі або сильні снігопади.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Чертова Д. О., Соколов М. К. Деградація сонячних панелей / наук. керівник М. Є. Алфьоров // 22-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті» : зб. матеріалів форуму. Т. 3. Харків : ХНУРЕ, 2018. С. 152–153.
2. Васюхно К. В. Фізичний принцип роботи сонячних панелей / наук. кер. В. М. Ігнатенко // Перший крок у науку : матеріали VIII студент. конф., Суми, 11 груд. 2016 р. Суми : СумДУ, 2016. С. 238–239.
3. Галат О. Б. Розрахунок поглинальної здатності сонячного фотоперетворювача на основі $CuIn_{1-x}Ga_xSe_2$ // Радіотехніка : Всеукр. міжвідом. наук.-техн. зб. 2017. Вип. 190. С. 44–49.
4. Натарова Ю. В., Галат А. Б. Поглинальна здатність найбільш перспективних матеріалів сонячних фотоперетворювачів // Радіоелектроніка та молодь у ХХІІ столітті : зб. тез доп. ХХІ Харків. конф. молодих науковців, 17–19 квіт. 2018 р. Харків, 2018. С. 45.
5. Новак Т. О. Метод моніторингу сонячних панелей : дипломна робота магістра за спец. 172 «Телекомунікації та радіотехніка». Хмельницький національний університет. Хмельницький, 2020. 107 с.
6. Головань М. М., Здолбіцька Н. В. Система автоматичного позиціонування сонячних панелей // Інформаційні технології і автоматизація–2020 : зб. доп. XIII Міжнар. наук.-практ. конф., Одеса, 22–23 жовт. 2020 р. Одеса, 2020. С. 284–286.
7. Васюхно К. В. Фізичний принцип роботи сонячних панелей / наук. кер. В. М. Ігнатенко // Перший крок у науку : матеріали VIII студент. конф., Суми, 11 груд. 2016 р. Суми : СумДУ, 2016. С. 238–239.
8. Слабінога М. О., Кучірка Ю. М., Криницький О. С., Юрків Н. М. Моделювання залежності потужності сонячних панелей від кута падіння променів // Методи та прилади контролю якості. 2018. № 2. С. 18–24.
9. Паламарчук А. О. Комп'ютерна система визначення ефективності розміщення сонячних панелей на будинку : автореф. диплом. роботи магістра за спец. 123 «Комп'ютерна інженерія». Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя. Тернопіль, 2018. 7 с.
10. SunPower. Технічний паспорт фотоелектричного модуля SunPower SPR-305-WHT. Доступно: https://sunpower.maxeon.com/sites/default/files/SPR-305-WHT_Datasheet.pdf.
11. Шаповал В. С. Вплив факторів навколишнього середовища на ефективність роботи сонячних панелей / наук. кер. І. О. Шведчикова // Наукові розробки молоді на сучасному етапі : тези доп. XVIII Всеукр. наук. конф. молодих вчених та студентів. Т. 2. Київ : КНУТД, 2019. С. 50–51.
12. Duffie J. A., Beckman W. A. Solar Engineering of Thermal Processes. 4th ed. John Wiley & Sons, 2013.

13. Shockley W., Queisser H. J. Detailed Balance Limit of Efficiency of p–n Junction Solar Cells // *Journal of Applied Physics*. 1961. Vol. 32, No. 3. P. 510–519.
14. De Soto W., Klein S. A., Beckman W. A. Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance // *Solar Energy*. 2006. Vol. 80, No. 1. P. 78–88.
15. Holmgren W. F., Hansen C. W., Mikofski M. A. pvlib python: A python package for modeling solar energy systems // *Journal of Open Source Software*. 2018. Vol. 3, No. 29. P. 884.
16. King D. L., Boyson W. E., Kratochvil J. A. Photovoltaic Array Performance Model. Sandia National Laboratories, 2004.
17. Mellit A., Kalogirou S. A. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review // *Progress in Energy and Combustion Science*. 2008. Vol. 34, No. 5. P. 574–632.
18. Kipp & Zonen. CMP Series Pyranometer: Instruction Manual. Delft, Netherlands, 2020.
19. Chollet F. *Deep Learning with Python*. 2nd ed. Manning Publications, 2021.
20. Vignola F., Michalsky J., Stoffel T. *Solar and Infrared Radiation Measurements*. CRC Press, 2012.
21. Vieira R. G., de Araújo F. M. U., Dhimish M., Guerra M. I. S. A Comprehensive Review on Bypass Diode Application on Photovoltaic Modules. *Energies*. 2020. T. 13, вип. 10. Арт. ID 2472.
22. Shouman E. *Solar Power Prediction with Artificial Intelligence. Advances in Solar Photovoltaic Energy Systems*. 2024.
23. Шутєєв Н. В. Розширене фізичне моделювання та підвищення чутливості фотоелектричних панелей / Н. В. Шутєєв ; наук. кер. О. Б. Галат // *Автоматизація, електроніка та робототехніка. Стратегії розвитку та інноваційні технології (AERT-2025) : матеріали VII Міжнар. форуму, 11–12 груд. 2025 р.* – Харків : ХНУРЕ, 2025. – С. 145–148