**ЛІТЕРАТУРНИЙ ОГЛЯД**

В останні роки стрімко зростає попит на оптимізацію процесів виробництва та підвищення продуктивності кремнієвих сонячних елементів (КСЕ). Одним із ключових завдань в цьому напрямку є розробка та вдосконалення методів діагностики та характеризації дефектів, що можуть виникати під час виробничого процесу та є ключовими факторами, які впливають на втрату ефективності таких елементів [def\_1]. Тому пошук надійних та ефективних методів виявлення, класифікації та аналізу дефектів залишається актуальною науково-технічною проблемою.

**1.1 Інтегровані машинно-орієнтовані підходи до ідентифікації та аналізу дефектів у фотоелектричних матеріалах**

Інтегровані машинно-орієнтовані підходи до виявлення та аналізу дефектів у фотоелектричних матеріалах є основою сучасних досліджень, що направлені на оптимізацію продуктивності та надійності фотоелектричних систем (ФЕС). Такі підходи часто грунтуються на поєднанні електролюмінісцентних (ЕЛ) або фотолюмінісцентних зображень з методами машинного навчання (ММН). Застосування цих технологій забезпечує своєчасну діагностику дефектів, часто в режимі реального часу, що критично важливо для мінімізації енергетичних втрат на виробництві.

**1.1.1 Традиційні методи характеризації дефектів у сонячних елементах**

Щоб зменшити або усунути негативний вплив дефектів на роботу КСЕ, дослідники використовують здебільшого традиційні методи діагностики. Найбільш цікавими серед них є неруйнівні методи, що дозволяють зберегти структурну цілісність досліджуваних елементів. Серед найбільш розповсюджених можна виділити наступні:

1) Перехідна спектроскопія глибоких рівнів (DLTS) - метод характеризації електрично активних дефектів, зокрема, глибокорівневих пасток у кремнії, що був запропонований Лангом в 1974 році [lang1974]. Суть методу полягає в вимірювані ємності або струму в p-n переході після короткого збурення (імпульсу напруги), що перезаряджає дефекти в напівпровіднику. Після збурення дефекти релаксують до стану рівноваги, випускаючи чи захоплюючи носії заряду. Аналізуючи зміни струму або ємності протягом певного часу при різних температурах, дослідники можуть визначати ключові параметри дефектів.

Серед переваг такого методу можна виділити [khan2015]: високу чутливість (може розрізняти різні типи пасток); кількісний аналіз (концентрації дефектів, енергетичного рівня дефектів, перерізи захоплення носіїв заряду). Однак такий метод має і недоліки: вимагає кваліфікованого персоналу для проведення експериментів та інтерпретації даних; виконання вимірювань та аналізу даних може займати багато часу; потрібні спеціалізовані установки та джерела змінного струму, що підвищує вартість дослідження; дозволяє вивчати лише певні типи дефектів у певних умовах, що обмежує можливість всебічного аналізу поведінки дефектів за різних умов.

2) Інфрачервона спектроскопія з перетворенням Фур'є (FTIR) є цінним неруйнівним інструментом для визначення дефектів у КСЕ. В першу чергу вона використовується для виявлення та аналізу хімічних домішок та їх зв'язку з структурними дефектами, які можуть впливати на продуктивність сонячних елементів. FTIR вимірює поглинання інфрачервоного світла хімічними зв'язками в кристалічній гратці кремнію. Кожен тип зв'язку (наприклад, Si-O, Si-H) поглинає інфрачервоне випромінювання на характерних довжинах хвиль [binetti2014]. Коли присутні дефекти або домішки (наприклад, кисень або водень), вони утворюють специфічні зв'язки або комплекси, які можна виявити за їх унікальними особливостями поглинання.

Серед переваг такого методу можна виділити [jaggi2006]: ефективне виявлення дефектів, пов'язаних з киснем (як міжвузольний кисень, кисневі преципітати, кисневі димери); можна комбінувати з іншими методами (наприклад, фотолюмінесценцією), щоб отримати комплексне уявлення як про хімічні, так і про структурні дефекти. Однак такий метод має і недоліки: обмежена роздільна здатность, для повного розуміння впливу дефектів на електричні властивості результати FTIR часто потрібно інтерпретувати разом з електричними і структурними вимірюваннями.

3) Спектроскопія часу життя носіїв заряду, залежна від температури та інжекції (TIDLS). TIDLS передбачає вимірювання кривих часу життя носіїв при різних температурах і рівнях інжекції, часто з використанням квазістаціонарної фотопровідності або фотолюмінесценції [def\_2]. Зразок поміщають на столик з контрольованою температурою та проводять виміри часу життя носіїв при зміні температури та рівня інжекції. Аналізуючи, як змінюється час життя, за допомогою TIDLS можна визначити ключові параметри дефектів, включаючи енергетичні рівні, перерізи захоплення для електронів і дірок та їхні температурні залежності. Це дозволяє чітко ідентифікувати типи дефектів та механізми їхньої рекомбінації.

Серед переваг такого методу можна виділити [Paudyal2010]: можливість розрізнити поверхневі дефекти від глибокорівневих; у поєднанні з фотолюмінесцентною візуалізацією може відображати локальні зміни властивостей дефектів на підкладці; може відстежувати зміни в концентрації дефектів та їх рекомбінаційної активності на різних етапах обробки сонячних елементів, допомагаючи в оптимізації процесу виробництва. Однак такий метод має і недоліки: визначення параметрів дефектів вимагає складного моделювання, часто з використанням рекомбінаційної моделі Шоклі-Ріда-Холла (ШРХ); розрізнення двох подібних дефектів не завжди може бути однозначним; потребує точного контролю температури та надійних систем вимірювання часу життя, що збільшує трудомісткість експерименту.

Серед інших можливих традиційних методів характеризації дефектів можна виділити: растрову електронну мікроскопію та трансмісійну електронну мікроскопію, що надають цінну інформацію про морфологію дефектів, однак їх просторова роздільна здатність та чутливість обмежені, що часто призводить до неможливості виявлення дефектів меншого розміру [def\_9]. Іншим можливим підходом є вимірювання вольт-амперних характеристик (ВАХ). Такі дефекти, як глибокі пастки, дислокації та границі зерен, збільшують рекомбінаційні струми, зменшуючи напругу розімкнутого кола (Voc), струм короткого замикання (Jsc), фактор форми (FF) та загальну ефективність (η). Вимірювання ВАХ безпосередньо відображають ці зміни, дозволяючи оцінити вплив дефектів на продуктивність сонячних елементів; однак така методика дає обмежену кількість точок даних, що зменшує можливість всебічної фіксації поведінки дефектів за різних умов [def\_10].

Водночас нещодавні дослідження показали, що методи, які базуються на машинному навчанні, можуть, наприклад, забезпечити альтернативний і більш ефективний підхід до визначення параметрів дефектів безпосередньо з TIDLS-вимірювань без використання рівняння ШРХ [def\_3]. Використовуючи ФЛ [def\_4] та ЕЛ візуалізації, разом з алгоритмами машинного навчання, дослідники можуть отримати більше інформації з експериментальних даних та досягти високої точності в прогнозуванні параметрів дефектів. Зокрема, ЕЛ візуалізація набула популярності завдяки своїй здатності отримувати зображення з високою роздільною здатністю та точно виявляти дефекти [def\_5].

**1.1.2 Характеризація дефектів в фотоелектричних матеріалах на основі традиційних методів та машинного навчання**

Поєднання традиційних методологій характеризації дефектів з ММН дозволяє не лише виявляти дефекти з високою точністю, а й прогнозувати їхні енергетичні рівні, перерізи захоплення та інші важливі параметри. Такі підходи відкривають нові перспективи для автоматизації процесу діагностики та підвищення ефективності перетворення енергії в фотоелектричних матеріалах.

В дослідженні [def\_12] авторами запропоноване нове представлення даних TIDLS: замість традиційного підходу дані подаються до ММН у вигляді двовимірних зображень, де по осях відкладаються температура та концентрація надлишкових носіїв, а значення часу життя відображається за допомогою кольорового градієнта. Таке представлення забезпечує більш наочне уявлення про вплив об’ємних дефектів на час життя носіїв при різних температурах та рівнях інжекції, що дозволяє подолати проблему неоднозначності локалізації дефектів в енергетичному спектрі, характерну для традиційного підходу DPSS (Defect Parameter Solution Surface).

Для аналізу таких зображень використовується згорткова нейрона мережа (ЗНМ) на основі архітектури VGG16. Мережа складається з блоку «вилучення ознак» та блоку «класифікації». Після навчання ЗНМ блок класифікації відкидається, а ваги блоку вилучення ознак фіксуються. Отримані ознаки використовуються для навчання алгоритму випадкового лісу (ВЛ) для прогнозування параметрів дефекту [def\_12].

Запропонований метод [def\_12] дозволяє з високою точністю (>99%) ідентифікувати режими захоплення електронів та дірок, а також визначати температурно-залежні параметри захоплення з низьким середньоквадратичним відхиленням і високим коефіцієнтом детермінації. Підхід може бути адаптований до складніших моделей часу життя, зокрема для аналізу множинних або дворівневих дефектів, і може бути застосований до інших матеріалів (наприклад, перовскітів або тонких плівок) та інших методів характеризації.

У статті [def\_3] представлено подібну методологію, що базується на використанні великого набору імітаційних кривих часу життя, згенерованих за допомогою фізичної моделі для охоплення широкого діапазону параметрів дефектів. Запропонований підхід використовує різні моделі машинного навчання, зокрема ВЛ, РОВ, адаптивне підсилення, градієнтне підсилення та нейронні мережі, для прогнозування ключових параметрів дефектів безпосередньо за формою кривих часу життя.

Моделі навчаються на наборі даних, що містить понад мільйон змодельованих кривих часу життя, що дозволяє ефективно виявляти складні взаємозв’язки між формою кривої та параметрами дефекту [def\_3]. Для навчання використовуються ознаки, отримані з кривих, такі як положення та висота піку, а також нахил кривої. Ефективність моделей машинного навчання порівнюється з традиційним методом підбору параметрів - DPSS [def\_13]. Важливо відзначити, що ця модель машинного навчання здатна передбачити енергетичний рівень дефекту та коефіцієнт перерізу захоплення з вражаючою точністю ±0,02 еВ у 87% випадків.

Результати показали [def\_3], що методи на основі дерев рішень, такі як ВЛ, адаптивне підсилення та градієнтне підсилення, забезпечують найвищі середні значення коефіцієнта детермінації при прогнозуванні як енергетичного рівня, так і співвідношення перерізів захоплення дефектів. Зокрема, модель ВЛ продемонструвала найвищий середній показник R² (>99%), що робить її найбільш придатною для цього типу задач.

Якщо ж ми будемо розглядати 2D матеріали, то в них дефекти можуть суттєво впливати на їхні електричні, хімічні, механічні та теплові властивості. Для точного прогнозування енергії утворення дефектів у таких матеріалах зазвичай використовують першопринципні розрахунки, зокрема теорію функціонала густини (ТФГ). Однак обчислювальні витрати на такі розрахунки для великих систем із тисячами атомів є надзвичайно високими, що робить їх практично непридатними для аналізу реалістичних дефектних структур. Це зумовлює необхідність розробки нових підходів, які були б швидкими, дешевими й водночас точними на рівні ТФГ [def\_14].

Цю проблему спробували вирішити дослідники в статті [def\_14], де було запропоновано використання багатошарового дескриптора структури, що базується на параметрах хімічного зв’язку, для точного опису різних типів та розподілів дефектів у 2D матеріалах. Цей дескриптор використовується для покращення ефективності навчання моделей глибокого навчання шляхом надання більш повного представлення структури 2D матеріалу. Для прогнозування енергії утворення дефектів були обрані графен та дисульфід молібдену (MoS₂), а точність моделі оцінювалася шляхом порівняння з результатами ТФГ-розрахунків.

Параметри хімічного зв'язку, що використовуються в дескрипторі багатошарової структури, - це матриця положення зв'язків, матриця довжини зв'язків та матриця кутів зв'язків [def\_14]. Модель глибокого навчання, що використовується в цьому дослідженні, - це 10-шарова ЗНМ, подібна до AlexNet. Розмір досліджуваної дефектної графенової системи перевищував 300 нм2 , тоді як розмір досліджуваного дефектного дисульфіду молібдену перевищував 650 нм2 . Отримана САП для енергії утворення дефектного графену не перевищує 47 меВ на 1000 атомів, тоді як для енергії утворення дефектного дисульфіду молібдену вона не перевищує 53 меВ на 1000 атомів.

**1.1.3 Метод електролюмінісцентної візуалізації для виявлення та класифікації дефектів в сонячних елементах**

Серед традиційних методів виявлення та класифікації дефектів в сонячних елементах особливе місце займає ЕЛ візуалізація, яка забезпечує виявлення широкого спектра дефектів з високою просторовою роздільною здатністю. Завдяки цьому ЕЛ-візуалізація стала стандартом для діагностики дефектів як на етапі виробництва, так і під час експлуатації елементів.

В дослідженні [def\_15] автори запропонували вдосконалену комбіновану модель, що поєднує VGG16 та U-Net++ для підвищення ефективності виявлення та сегментації дефектів на ЕЛ зображеннях сонячних елементів. На першому етапі обробляється вхідне зображення за допомогою моделі VGG16, щоб виявити, чи містить зображення дефекти, а потім модель U-Net++ використовується для сегментації дефектів на зображенні.

У статті порівнюються різні моделі сегментації: U-Net++, FCN та U-Net. Ефективність кожної мережі оцінюється за середнім значенням перетину над об'єднанням (MIoU) [def\_15]. Кожна модель сегментації навчається з використанням позначених місцезнаходжень дефектів, використовуючи їх як основні мітки для навчальних даних. Процес навчання включає оптимізацію параметрів моделі для мінімізації різниці між прогнозованою маскою сегментації та базовою міткою.

Результати експериментів показують [def\_15], що вдосконалена мережа VGG16 досягає точності виявлення дефектів 95,2% на наборі тестових даних, а модель сегментації дефектів U-Net++ має середнє значення MIoU 0.955, що краще за значення MIoU для U-Net (0.929) та FCN (0.892).

Інтерпретація ЕЛ зображень може бути досить складною через неоднорідний фон та складну структуру дефектів. Запропоновані в дослідженні [def\_16] методи використовують ГНМ та інші ММН для автоматичного вилучення та класифікації ознак з ЕЛ зображень. Водночас у цьому дослідженні також використовують методи доповнення даних, такі як обертання та масштабування, для створення додаткових зображень.

В першому підході для визначення ознак використовуються попередньо навчені ЗНМ: VGG-16, VGG-19, ResNet-50 і DarkNet-19 [def\_16]. Отримані вектори ознак об’єднувалися та піддавалися відбору за допомогою алгоритму мінімальної надмірності та максимальної релевантності (mRMR) для підвищення ефективності класифікації. Після цього відібрані ознаки класифікувалися за допомогою ММН: методу РОВ, ВЛ, методів наївного Байєса (NB) та k-найближчих сусідів (KNN). Окрім цього, автори запропонували компактну ЗНМ (L-CNN) з трьома згортковими шарами, яку навчали з нуля для забезпечення швидкої та ефективної класифікації.

Результати експериментів на відкритому датасеті ELPV показали [def\_16], що при використанні глибоких ознак у поєднанні з РОВ: точність класифікації склала 90.57% для задачі з чотирма типами ЕЛ зображень (нормальні, з мікротріщинами, з ламаними краями, з перериваннями контактів) і 94.52% для задачі з двома типами ЕЛ зображень (нормальні/дефектні). Запропонований метод здатний класифікувати 60-елементний сонячний модуль менш ніж за секунду. Таким чином, можна розглянути можливість використання запропонованих методів на автоматичних системах тестування фотоелектричних модулів (ФЕМ).

В іншому дослідженні [def\_17] автори запропоновали вдосконалений алгоритм виявлення поверхневих дефектів на сонячних елементах через поєднання двох різних ЗНМ: Faster R-CNN (швидка регіональна ЗНМ) на базі VGG-19 та R-FCN (регіональна повністю згорткова мережа) на базі ResNet-101.

Faster R-CNN складається з двох основних компонентів: мережі пропозицій регіонів (RPN), яка генерує набір потенційних областей-об'єктів, та мережі розпізнавання, яка класифікує ці області й уточнює їх межі. R-FCN, на відміну від класичних моделей, замінює повністю зв’язані шари згортковими шарами, що дозволяє зменшити обчислювальні витрати та підвищити точність локалізації дефектів. Об'єднання результатів двох мереж дозволяє компенсувати недоліки кожної з них окремо: Faster R-CNN забезпечує нижчу частоту хибнонегативних спрацьовувань, а R-FCN — вищу точність регресії меж дефектів [def\_17].

Для підвищення ефективності виявлення дефектів на ЕЛ зображеннях у дослідженні [def\_17] також запропоновано дві додаткові стратегії. По-перше, запропонований алгоритм враховує притаманні поверхневим дефектам характеристики, такі як форма та розміри, через використання мульти-масштабних та мульти-аспектних областей для опорних точок, щоб подолати проблему високого рівня хибнонегативних спрацьовувань, спричинену обмеженням кількості опорних точок. Опорні точки - це заздалегідь визначені рамки різного розміру та співвідношення сторін, які розміщуються на зображенні через рівні проміжки часу. RPN генерує набір пропозицій об'єктів, переміщуючи ці опорні точки по зображенню і прогнозуючи ймовірність того, що кожна з них містить об'єкт. По-друге, застосовується стратегія online hard example mining - вибір складних негативних прикладів під час навчання, що підвищує здатність моделі розрізняти дефекти на складному фоні.

Результати експериментів показали [def\_17], що запропонований підхід суттєво зменшує як частоту хибнонегативних, так і хибнопозитивних спрацювань порівняно з використанням лише однієї ЗНМ, а також значно підвищує точність визначення місцезнаходження дефектів та recall rate (метрика, яка показує, яку частку всіх реальних дефектів алгоритм правильно виявив, тобто відношення кількості правильно виявлених дефектів до суми правильно виявлених та не виявлених дефектів).

В іншому дослідженні [def\_18], автори запропонували модель на основі глибокого навчання, яка може ідентифікувати та семантично сегментувати такі дефекти як тріщини, розриви контактів, корозію контактів тощо, як для мультикристалічних, так і для монокристалічних КСЕ. Запропонована модель використовує архітектуру Deeplabv3 на основі ResNet-50, яка дозволяє здійснювати піксельну класифікацію ЕЛ зображень на різні дефектні класи.

Для навчання та оцінки моделі використано великий датасет UCF EL Defect, що містить понад 17 000 анотованих ЕЛ-зображень сонячних елементів, включаючи 256 фізично достовірних імітаційних зображень, згенерованих за допомогою моделі скінченних елементів для подолання проблеми дисбалансу класів [def\_18]. Модель виконує семантичну сегментацію для п’яти основних класів дефектів, що дозволяє не лише виявляти, а й локалізувати різні типи пошкоджень на рівні пікселів.

Основними метриками оцінки в роботі [def\_18] є точність, повнота, F1-оцінка, глобальна точність класифікації пікселів, а також середнє значення перетину над об’єднанням (mIoU). Модель досягла глобальної точності 95.4%, середнього mIoU 57.3%, зваженої F1-оцінки 0.95 та незваженої F1-оцінки 0.69, що свідчить про високу ефективність виявлення та локалізації дефектів. Якісний аналіз результатів показав, що модель впевнено ідентифікує та сегментує великі й помітні дефекти, однак менш виражені або дрібні дефекти можуть залишатися непоміченими.

У випадках, коли обчислювальні ресурси обмежені, дослідники не завжди можуть використовувати великі ЗНМ для автоматичної класифікації дефектів на ЕЛ зображеннях сонячних елементів. У дослідженні [def\_19] порівнюються два підходи: перший базується на створених вручну ознаках, які класифікуються за допомогою методу РОВ, що підходить для сценаріїв, де обчислювальні ресурси обмежені (наприклад, на планшетах, дронах або в польових умовах); другий же підхід використовує глибоку ЗНМ, що забезпечує вищу точність і підходить для лабораторних або виробничих сценаріїв, де є доступ до більш потужного GPU.

Для підвищення ефективності підходу з використанням ручної обробки ознак та РОВ автори [def\_19] дослідили і порівняли різні варіанти вилучення ознак, зокрема локальні бінарні шаблони (LBP), матриці співвідношень сірого рівня (GLCM) та інші дескриптори текстури. Також було протестовано різні підходи до відбору ознак, зокрема АГК і рекурсивне виключення ознак (RFE). Обидва підходи були протестовані на великій вибірці, що складалася з 1968 окремих сонячних елементів, які були виділені як окремі зображення з високоякісних ЕЛ знімків монокристалічних та полікристалічних сонячних модулів.

Результати показали, що глибока ЗНМ досягає середньої точності 88,42%, перевершуючи підхід на основі РОВ, який забезпечує середню точність 82,44%. Водночас РОВ-підхід має значно нижчі вимоги до апаратного забезпечення й може працювати на широкому спектрі пристроїв. Водночас автори підкреслюють [def\_19], що ручне виділення ознак може не охоплювати всі важливі характеристики дефектів на зображеннях, тоді як глибокі ЗНМ здатні автоматично виявляти більш інформативні патерни, що й забезпечує їхню вищу точність.

Іншою проблему під час розробки методологій виявлення та класифікації дефектів на основі ЕЛ зображень та ММН є обмежена кількість високоякісних ЕЛ-зображень сонячних елементів. Дослідження [def\_20] пропонує комбінований підхід доповнення даних, щоб вирішити цю проблему. Він поєднує традиційні методи аугментації зображень (обертання, перевертання, обрізання) із сучасними генеративними змагальними мережами (GAN). Такі GAN складаються із «генератора», який створює нові, реалістичні ЕЛ-зображення дефектних сонячних елементів, та дискримінатора, що оцінює, наскільки згенеровані зображення схожі на реальні.

Запропонована модель на основі ЗНМ була навчена на доповненому наборі даних та протестована у порівнянні з існуючими ММН, такими як VGG16, ResNet50, InceptionV3 і MobileNet. Результати експериментів показали [def\_20], що запропонована методологія досягла точності прогнозування 98,5%, що значно перевищує показники традиційних моделей. Крім того, модель демонструвала більш високу швидкість збіжності під час навчання, що свідчить про її ефективність для завдань автоматизованого виявлення дефектів на ЕЛ-зображеннях сонячних елементів.

**1.1.4 Характеризація дефектів в фотоелектричних матеріалах на основі вольт-амперних характеристик та машинного навчання**

Для оперативної діагностики стану сонячних модулів в реальних умовах експлуатації особливе значення має аналіз їх ВАХ. Традиційно для діагностики дефектів за ВАХ використовують ручний аналіз або статистичні методи, що вимагають значного досвіду та часу, особливо при обробці великих масивів даних у промислових масштабах. З огляду на це, дедалі більшої актуальності набувають автоматизовані підходи до обробки ВАХ із застосуванням машинного навчання.

У статті [lin2024]запропоновано сучасний підхід до автоматизованої діагностики дефектів у ланцюгах сонячних модулів (PV-string) на основі аналізу ВАХ із застосуванням глибокого навчання. Автори підкреслюють, що традиційна діагностика фотоелектричних систем часто вимагає ручної інтерпретації ВАХ досвідченими інженерами, що є неефективним для великих сонячних електростанцій.

Для вирішення цієї проблеми у дослідженні [lin2024] моделюються сім станів фотоелектричних ланцюгів у MATLAB Simulink: нормальний стан, старіння, затінення, деградація через потенційно-індуковані дефекти, коротке замикання, гарячі точки та тріщини. Для кожного типу стану генерується по 5000 симульованих ВАХ, що дозволяє створити великий і різноманітний навчальний датасет для моделі.

Запропонована мульти-вхідна модель поєднує ЗНМ для аналізу зображення ВАХ та ГНМ для обробки числових характеристик кривої (Voc, Isc, Pmax, FF тощо) [lin2024]. Такий підхід дозволяє моделі отримувати як візуальну, так і параметричну інформацію про стан ланцюга, що підвищує точність класифікації дефектів. Модель навчали на симульованих даних, а тестували на реальних ВАХ, зібраних в польових умовах.

Результати експериментів продемонстрували [lin2024], що мульти-вхідна модель значно перевищує точність традиційних підходів, які використовують лише параметри ВАХ або лише зображення кривої. Модель успішно ідентифікує різні типи дефектів навіть за складних умов (наприклад, при слабкому освітленні або змішаних дефектах), що підтверджує її придатність для впровадження в автоматизовані системи моніторингу та обслуговування сонячних електростанцій.

Для оцінки ефективності запропонованої моделі автори [lin2024] використовували стандартні метрики якості класифікації: точність, влучність, повнота, F1-міра та матриця неточностей. Саме ці метрики дозволили комплексно оцінити якість розпізнавання різних типів дефектів як на змодельованих, так і на реальних даних. Мульти-вхідна модель досягла точності понад 99% на змодельованих даних і понад 97% на реальних даних.

В іншому дослідженні [romero2021] автори представили порівняння п’яти моделей штучного інтелекту для автоматичної класифікації дефектних фотоелектричних елементів на основі ЕЛ зображень та ВАХ. Для навчання моделей використовували спеціально виготовлений полікристалічний модуль із 60 елементів, у якому кожний елемент мав доступ до контактів з тильного боку. Це дозволило отримати як ЕЛ-зображення, так і індивідуальні ВАХ кожного елемента.

Особливістю дослідження [romero2021] є методика маркування елементів: кожен з них віднесли до однієї з трьох груп ("good", "fair", "bad") залежно від реальної продуктивності, визначеної за ВАХ. Для класифікації стану елементів були протестовані п’ять популярних моделей: KNN, РОВ, ВЛ, БП та ЗНМ. Моделі навчалися на ЕЛ-зображеннях, а еталонна продуктивність елементів бралася з ВАХ. Для оцінки якості класифікації застосовували метрики точності, влучності, повноти та F1-міри. Найкращі результати показала модель ЗНМ, яка досягла середньої точності 91.7% для трьох класів (good/fair/bad), суттєво перевищивши інші ММН [romero2021].

В оглядовій статті [thakfan2021] представлено сучасний огляд застосування ММН для виявлення та класифікації дефектів у фотоелектричних системах. Особлива увага у статті приділяється аналізу ВАХ та термографічних зображень з використанням різних алгоритмів машинного навчання: логістичної регресії, дерев рішень, ВЛ, РОВ, KNN, а також нейронних мереж. Огляд охоплює як класичні, так і сучасні глибокі моделі, описує їхні переваги, недоліки й сфери застосування для діагностики різних типів дефектів — таких як деградація, затінення, шунти, гарячі точки тощо.

У статті [thakfan2021] також розглядаються питання підготовки даних, вибору ознак для навчання моделей, а також проблеми, пов’язані з обмеженою кількістю відкритих датасетів для задач діагностики ФЕС. Окремо автори аналізують результати застосування машинного навчання для аналізу ВАХ, підкреслюючи, що ВАХ є ключовим джерелом інформації про роботу ФЕС: за формою кривої та значеннями основних параметрів (Voc, Isc, Pmax, FF тощо) можна визначити наявність та тип дефекту.

Для оцінки ефективності різних підходів у статті [thakfan2021] використовуються такі метрики, як точність, влучність, повнота, F1-міра та матриця неточностей. На основі порівняльного аналізу автори відзначають, що моделі на основі глибокого навчання та ансамблеві методи (наприклад, ВЛ) демонструють найкращі результати при класифікації дефектів за ВАХ, часто досягаючи точності понад 95%.

В статті [li2021] автори аналізують існуючі підходи діагностики дефектів фотоелектричних панелей, які використовують лише окремі параметри кривих струм напруга (I-V) (такі як Isc, Voc, Vтмп, Iтмп), що обмежує інформативність діагностики та стійкість до шумів. Для вирішення цієї проблеми дослідники запропонували нову методику, що передбачає повну обробку I-V кривих: корекцію за стандартом IEC 60891, ресемплінг для уніфікації кількості точок та виділення ознак за допомогою векторів, матриць або спеціальних перетворень.

Для класифікації вісьмох станів (стан без дефектів та сім станів з дефектами: коротке замикання, розімкнутий контур, замикання на землю, часткове затінення, гарячі точки, деградація та пошкодження модуля) автори [li2021] використовують шість класичних алгоритмів машинного навчання: ШНМ, РОВ, дерево рішень, ВЛ, KNN та NB. Особливу увагу приділено пошуку оптимального поєднання ознак та класифікаторів, а також аналізу стійкості до шумів і похибок вимірювання.

Результати демонструють [li2021], що найкращі класифікатори досягають 100% точності як на змодельованих, так і на експериментальних даних. Автори також аналізують вплив трансформації ознак, зменшення розмірності даних та стійкість до зовнішніх впливів. Запропонована методологія перевершує традиційні підходи за ефективністю, інформативністю та практичною застосовністю, оскільки дозволяє виявляти широкий спектр дефектів за допомогою тільки I-V кривих.

У статті [pv\_14] запропоновано інноваційний підхід до діагностики дефектів ФЕМ, що базується на використанні глибокої згорткової нейронної мережі (ГЗМ), яка автоматично витягує релевантні характеристики безпосередньо з необроблених часових рядів струму та напруги.

Додатково, модель враховує умови навколишнього середовища (освітленість і температура), що дозволяє підвищити продуктивність діагностики за рахунок врахування впливу зовнішніх факторів та використовує I-V криві для виявлення дефектів. Глибока архітектура мережі забезпечує здатність автоматично навчатися складним взаємозв’язкам в даних, що позитивно впливає на якість виявлення різних типів дефектів у ФЕМ [pv\_14].

ГЗН базується на ідеї навчання не повного відображення вхідних даних у вихідні, а саме різниці між ними (залишковій функції). Такий підхід дозволяє мережі ефективно навчатися навіть при великій кількості шарів, уникаючи проблеми «затухаючого градієнта» та забезпечуючи кращу збіжність [pv\_14].

Для експериментальної перевірки підходу дослідники створили лабораторну ФЕС, що дозволило провести як синтетичні, так і реальні випробування. Результати показали, що у синтетичних експериментах середня точність діагностики моделі ГЗН перевищувала 99%, а у реальних умовах — становила близько 98% [pv\_14]. Запропонована модель перевершила інші сучасні підходи глибокого навчання, зокрема звичайні ЗНМ та згорткові автокодери, за всіма основними метриками якості прогнозів.

Схоже дослідження, представлене в статті [pv\_13], спрямоване на покращення діагностики дефектів ФЕМ за допомогою методів глибокого навчання, зокрема ЗНМ, та використання графіків електричних часових рядів (ГЕЧР) в умовах моніторингу з відстеженням ТМП. Запропонований підхід передбачає трансформацію послідовних даних струму та напруги ФЕМ у двовимірні ГЕЧР, які використовуються як вхідні дані для ЗНМ.

Дослідження [pv\_13] демонструє, що застосування глибокого навчання та ГЕЧР для виявлення дефектів у фотоелектричних масивах є високоефективним підходом. Запропонований метод базується на ЗНМ, які автоматично визначають релевантні ознаки з ГЕЧР, усуваючи необхідність ручного виділення ознак або використання штучно створених даних.

В ході експериментів запропонований підхід продемонстрував середню точність понад 99% при застосуванні до реальних тематичних досліджень. Крім того, він перевершив інші сучасні методи, такі як РОВ та метод вейвлет-перетворення, за показниками точності, чутливості та специфічності.

Продовжуючи огляд інноваційних підходів у сфері діагностики дефектів ФЕС, у дослідженні [pv\_16] розглядається вирішення важливого аспекту обслуговування ФЕС — точної ідентифікації різних типів дефектів за I-V кривими на рівні ланцюгів  (тобто для групи послідовно з'єднаних ФЕМ). Аналіз проводиться на основі реальних даних, отриманих із фізично індукованих збоїв. Ретельно вивчаючи реальні дані, зібрані з фізично індукованих збоїв, автори вивчають можливості цих нейронних мереж для точного розпізнавання станів коли присутні дефекти та коли їх немає.

Дослідження включає оцінку кількох архітектур нейронних мереж із використанням доменно-інформативних параметрів, які обчислюються для різних ділянок I-V кривих та при різних рівнях освітленості [pv\_16]. Зібрані криві проходили попередню обробку, що включала фільтрацію, видалення неповних даних та нормалізацію. Використання доменно-інформованих параметрів дозволило підвищити точність класифікації дефектів.

У роботі [pv\_16] застосовувалися як одновимірні ЗНМ, так і багатоголові моделі з довгою короткочасною пам’яттю (multi-headed LSTM) для класифікації. Оцінювання ефективності моделей здійснювалося за допомогою 5-кратної перехресної перевірки на тренувальних та тестових наборах даних. Результати показали, що обидва типи моделей забезпечують високу точність класифікації (понад 99%) навіть на відносно невеликому наборі даних.

В іншому дослідженні [pv\_17] автори використовують поєднання ЗНМ та залишкового закритого рекурентного блоку (Res-GRU) для діагностики дефектів. Методологія полягає у виділенні глобальних та специфічних ознак у послідовності даних за допомогою ЗНМ, після чого Res-GRU використовується для аналізу динамічних характеристик часових рядів з метою класифікації дефектів. Запропонований підхід орієнтований на виявлення відмінностей у формі I-V кривої при різних типах пошкоджень, зокрема короткому замиканні, частковому затіненні, аномальному старінні та гібридних дефектів.

Модель складається з трьох основних модулів: 1-D ЗНМ, Res-GRU та повнозв’язного шару. Експериментальні результати демонструють, що запропонований метод [pv\_17] перевершує п’ять інших підходів, використаними в [pv\_18], [pv\_19], [pv\_20], [pv\_21] та [pv\_22], як за загальною точністю, так і за точністю розпізнавання окремих категорій. Модель досягає точності класифікації 98,61%, тоді як інші методи мають точність 85,45 % [pv\_18], 84,08 % [pv\_19], 95,76 % [pv\_20], 91,53 % [pv\_21], 67,64 % [pv\_22].

Запропонований метод [pv\_17] має практичне застосування в онлайн-діагностиці дефектів ФЕС, особливо у випадках, коли потрібен моніторинг робочого стану системи в реальному часі. Запропонована модель є легкою діагностичною системою, при цьому відповідний час виконання алгоритму є швидким. Поєднання цього підходу з функцією сканування I-V кривої інвертора ще більше розширює перспективи його застосування для онлайн-діагностики дефектів. Запропонований метод також може бути використаний для виявлення невідомих типів дефектів у ФЕМ.

**1.1.5 Застосування машинного навчання для прогнозування вольт-амперних характеристик**

Точне прогнозування вихідної потужності ФЕМ залишається складним завданням, враховуючи багатосторонній вплив зовнішніх факторів. У цьому контексті дослідники в статті [pv\_1] фокусуються на застосуванні нейронної мережі з радіальною базисною функцією (НМРБФ) для підвищення точності прогнозування вихідних кривих струм-напруга (I-V) та потужність-напруга (P-V) ФЕМ.

НМРБФ використовує набір радіальних базисних функцій для відображення вхідних даних. Перевага НМРБФ полягає в її здатності узагальнювати різні умови експлуатації. Ця властивість відіграє ключову роль в інженерних застосуваннях, де точне прогнозування вихідних I-V і P-V кривих комерційних ФЕМ на основі даних про сонячне освітлення та температуру має першочергове значення. Як в моделюванні, так і в експерименті, НМРБФ демонструє вищу продуктивність порівняно з традиційними моделями машинного навчання, такими як, наприклад, багатошаровий перцептрон (БП), при цьому відносні середньоквадратичні похибки не перевищують 2% [pv\_1].

У контексті розробки методів точного визначення характеристик сонячних елементів і ФЕ-модулів, Фатхабаді [pv\_2] запропонував нейроаналітичний підхід, що поєднує штучну нейронну мережу (ШНМ) прямого поширення з функцією Ламберта для визначення I–V та P–V характеристик кремнієвих та органічних сонячних елементів та ФЕМ.

П'ять типових параметрів сонячного елемента та ФЕМ, які розраховуються за допомогою запропонованого методу - це струм насичення (I0), коефіцієнт ідеальності (n), послідовний опір (Rп), шунтуючий опір (Rш) та фотострум (Iф). Параметри визначаються шляхом порівняння ВАХ, описаної функцією Ламберта, з моделлю, навченою за допомогою нейронної мережі. Запропонований метод використовує "Batch Learning-LMS" алгоритм, суть якого полягає в ітеративному коригуванні ваг нейронної мережі для мінімізації різниці між прогнозованим та фактичним результатом. Результати моделювання показують високу збіжність між розрахованими характеристичними кривими та експериментальними даними. Точність запропонованого методу порівнюється з іншими спорідненими методами. Похибки струму та потужності в запропонованому методі, як правило, дуже низькі, порівняно з похибками в інших методах, навіть в точці максимальної потужності (ТМП) [pv\_2].

Іншим важливим елементом для аналізу продуктивності ФЕМ за різних умов експлуатації є їх електрична еквівалентна схема. В дослідженні [pv\_3] автори пропонують різні підходи, включаючи аналітичні методи та методи штучного інтелекту, для дослідження проблеми точного моделювання нелінійного зв'язку між параметрами еквівалентної схеми ФЕМ та факторами навколишнього середовища.

На вхід нейронної мережі, розробленої в цій статті, подаються такі параметри як сонячне освітлення та температура. Вихідний шар нейронної мережі складається з п'яти нейронів, які представляють еквівалентні параметри схеми ФЕМ, включаючи струм короткого замикання, напругу розімкнутого кола, струм і напругу в ТМП та коефіцієнт заповнення. Запропонована модель досягає максимальної середньої абсолютної похибки (САП) 0,5% для оцінки Isc та Voc, 1,5% САП для оцінки струму та напруги в ТМП та 1,5% САП для оцінки FF за різних умов експлуатації [pv\_3].

**1.2 Машинно-орієнтовані методи пошуку новітніх матеріалів для фотоелектричних модулів**

Пошук ефективних та стабільних фотоелектричних матеріалів залишається одним із головних напрямків сучасних досліджень в останні роки. Серед перспективних класів матеріалів виділяють 2D-перовскіти завдяки їхнім унікальним електронним і оптичним властивостям. У нещодавньому дослідженні [pv\_6] для виявлення нових фотоелектричних матеріалів із високою ефективністю перетворення енергії (ЕПЕ) та стабільністю було використано поєднання ММН і ТФГ. Додатково вивчалася можливість покращення фотоелектричних властивостей цих матеріалів шляхом імплантації іонів.

Зокрема, в дослідженні [pv\_6] як початкову базу для формування набору даних було використано 41 потенційний перовскіт, у яких штучно замінювали відповідні елементи для створення різноманітних структур. Для досягнення високої точності прогнозування на атомному рівні в моделі машинного навчання було реалізовано метод тесселяції Вороного, що дозволив ефективно враховувати дані про кристалічну структуру. Далі для відібраних матеріалів проводили тест на стабільність, аналіз оптичного поглинання та теоретичну оцінку ЕПЕ з метою виявлення найбільш конкурентоспроможних фотоелектричних матеріалів.

В ході дослідження автори виявили два перспективні фотоелектричні матеріали - Sr2VON3 і Ba2VON3 – з теоретичним коефіцієнтом перетворення енергії 30,35% і 26,03%, відповідно [pv\_6]. Для побудови моделі МН було використано комбінацію трьох алгоритмів: регресора з градієнтним підсиленням, регресора з додатковим деревом та регресора ВЛ. Коефіцієнт детермінації для цих моделей склав 0,849, 0,831 та 0,819 відповідно.

Результати дослідження [pv\_6] показують, що іонна імплантація може суттєво підвищити коефіцієнт оптичного поглинання Sr₂VON₃. Зокрема, для покращення фотоелектричних характеристик Sr₂VON₃ використовували імплантацію іонів Cu, Ag, C, N, H та He. Розрахунки на основі залежної від часу ТФГ продемонстрували, що імплантація іонів вносить зміни в електрон-фононну взаємодію та сприяє утворенню дефектів.

Традиційні методи прогнозування продуктивності фотоелектричних пристроїв зазвичай базуються на детермінованих моделях, які не враховують мінливість та невизначеність, що притаманні процесу виробництва, що може призводити до неточних прогнозів і неоптимальних конструкцій пристроїв. Для вирішення цієї проблеми автори [pv\_8] запропонували використовувати гаусові процеси (ГП) для прогнозування оптичних та електричних властивостей фотоелектричних пристроїв. На відміну від традиційних підходів, метод ГП дозволяє не лише робити точний прогноз, а й оцінювати рівень невизначеності для кожного прогнозованого значення. Це дає змогу враховувати ймовірнісну природу виробничих процесів та підвищувати надійність прогнозів.

Довірчі області є ключовим поняттям у методології імовірнісного прогнозування, оскільки вони визначають діапазон значень, в межах якого з певною ймовірністю може знаходитися справжнє значення показника продуктивності. Використовуючи ці області, автори [pv\_8] змогли кількісно оцінити невизначеність своїх прогнозів та відстежити ефективність ММН в режимі реального часу. Це дозволило приймати обґрунтовані рішення щодо надійності прогнозів: у випадках, коли довірчий інтервал був занадто широким, виникала необхідність у додаткових даних або у вдосконаленні моделі.

У дослідженні як модель пристрою використовувався p-PERC елемент, змодельований за допомогою тривимірної симуляції в Sentaurus TCAD [pv\_8]. Для створення навчальної вибірки варіювалися ключові параметри конструкції та матеріалів, а результати моделювання використовувалися для навчання та перевірки моделей ГП.

Відповідно до статті [pv\_8], дані для навчання моделей були підготовлені шляхом поєднання експериментальних вимірювань та чисельного моделювання. Модель ГП, навчена на цих наборах експериментальних та змодельованих даних, дозволила встановити взаємозв’язок між вхідними параметрами конструкції та показниками продуктивності сонячного елемента. Це дало змогу авторам дослідити простір проектування та визначити оптимальні параметри конструкції для досягнення бажаних характеристик пристрою.

Водночас однією з головних проблем у використанні методів МН для дослідження матеріалів є доступність та якість даних, а також необхідність глибоких знань у конкретній галузі для правильної інтерпретації результатів. У статті [pv\_9] розглядається застосування неконтрольованих методів МН, що можуть допомогти подолати частину цих викликів. Зокрема, автори використовують великі обсяги текстових даних із наукової літератури про матеріали для сонячних елементів, що дає змогу автоматично виявляти нові матеріали та властивості, які могли залишитися без уваги при традиційному експериментальному чи теоретичному підході.

Модель неконтрольованого МН побудована з використанням комбінації обробки природної мови (ОПМ) та першопринципних розрахунків [pv\_9]. Модель здатна виявляти взаємозв'язки між певними хімічними елементами або сполуками та їхньою здатністю поглинати чи перетворювати сонячне світло на електрику. Після визначення цих взаємозв'язків модель використовує першопринципні розрахунки для оцінки фотоелектричних властивостей прогнозованих матеріалів-кандидатів.

Модель МН самостійно ідентифікує відомі матеріали сонячних елементів, включаючи Si, GaAs, ZnO, CIGS, InP, c-Si, CdS, GaInP та InGaAsP, шляхом автоматичного аналізу літератури про матеріали з мінімальним втручанням людини. Окрім цього, модель також запропонувала нетрадиційний матеріал для сонячного елемента — As₂O₅ [pv\_9].

**1.3 Застосування методів машинного навчання для прогнозування вихідної потужності фотоелектричних систем за наявності нестабільних погодних умов**

Однією з головних проблем для аналізу продуктивності ФЕС є складна, нелінійна поведінка, що зумовлена впливом різноманітних зовнішніх факторів, насамперед — мінливістю погодних умов протягом року. Через непередбачуваність погодних умов протягом року, для якісного навчання ММН зазвичай потрібні річні архівні дані про погоду та вихідну потужність. Однак виробники ФЕС, як правило, зберігають дані про потужність лише за останні 3 місяці, що суттєво обмежує обсяг доступної інформації для навчання моделей.

Щоб подолати ці обмеження, дослідники [pv\_11] проаналізували можливість використання різних типів ММН для точного прогнозування щоденних значень виробленої енергії на основі наявних 3-місячних статистичних даних. В роботі було проведено порівняльне дослідження п’яти ММН: алгоритму дерева регресії, ШНМ, алгоритму генетичного програмування, алгоритму регресійного ГП та алгоритму РОВ. Метою дослідження було визначити, який із цих підходів забезпечує найкращу точність прогнозування для різних сезонів року та різних географічних локацій.

У статті [pv\_11] описано два експерименти. В першому експерименті дослідники навчали ММН на весняному наборі даних ФЕС та тестували їхню продуктивність на цьому ж наборі даних, а також на літніх, осінніх та зимових наборах даних. В другому експерименті дослідники навчали ММН на літніх, осінніх і зимових наборах даних та тестували їхню ефективність на тих самих наборах даних, а також на весняному наборі даних. Результати першого експерименту показали, що всі чотири ММН добре показали себе на весняному наборі даних, причому алгоритм дерева регресії показав найкращі результати. Однак ефективність ММН значно відрізнялася на літніх, осінніх та зимових наборах даних, причому модель РОВ показала найкращу ефективність для літнього набору даних, а ГП - для осінніх і зимових наборів даних. Дослідники також виявили, що для зимового набору даних отримані найгірші показники прогнозування для всіх ММН.

У підсумку, автори зробили висновок, що можливо реалізувати універсальну модель прогнозування для дахових ФЕС потужністю до 4,14 кВт, яка не потребує більше ніж 3 місяців щоденних статистичних даних для навчання і є незалежною від пори року та місця встановлення ФЕС [pv\_11].

У схожому дослідженні [pv\_12] розглядається проблема короткострокового прогнозування виробленої енергії, зокрема в контексті змін руху хмар, які можуть викликати значні коливання вихідної потужності ФЕС. Такі зміни створюють труднощі для операторів електромереж та власників сонячних електростанцій, оскільки ускладнюють балансування енергосистеми та ефективне управління навантаженням.

Дослідники [pv\_12] вирішили цю проблему за допомогою ЗНМ, які використовують як вхідні параметри зображення неба (отримані з відеокамери) та статистичні архівні дані фотоелектричної генерації. Модель прогнозує вихідну потужність ФЕС на 15 хвилин вперед, аналізуючи як просторово-часові характеристики неба, так і динаміку змін потужності за попередні 15 хвилин.

На початковому етапі дослідження було проаналізовано 28 різних методів поєднання різних типів вхідних даних у ЗНМ [pv\_12]. Після попереднього відбору для подальших експериментів було обрано 8 найбільш перспективних методів. На другому етапі автори провели детальніший аналіз цих методів поєднання та оптимізацію гіперпараметрів.

На третьому етапі експерименту було обрано оптимальний метод поєднання та архітектуру ЗНМ, які перенавчили на більшому наборі даних і протестували на окремому тестовому наборі. Найкращі результати з точки зору якості прогнозу продемонструвала «двокрокова авторегресійна ЗНМ» (two-step autoregression-CNN fusion), яка поєднує переваги авторегресійного підходу та аналізу зображень неба. Цей метод показав найвищий показник точності прогнозування на тестовому наборі, що був на 17,1% більше ніж у базового методу "розумної персистентності" (smart persistence).