**ЛІТЕРАТУРНИЙ ОГЛЯД**

**1.1. Інновації в галузі характеризації дефектів з використанням машиного навчання**

**1.1.1 Короткий опис області дослідження**

Дефекти в кремнієвих сонячних елементах (КСЕ), які можуть виникати в процесі вирощування або забруднення КСЕ під час виробничого процесу, є ключовими факторами, що впливають на втрату ефективності та надійність КСЕ [1]. Щоб зменшити або усунути негативний вплив цих дефектів, дослідники традиційно використовують залежну від температури та інжекції спектроскопію часу життя (ТІСЧЖ), для визначення параметрів дефектів [2]. Однак цей підхід має обмеження, і нещодавні дослідження показали, що методи, засновані на глибокому навчанні, можуть забезпечити альтернативний і більш ефективний підхід до визначення характеристик дефектів [3].

Використовуючи передові методи візуалізації, включаючи фотолюмінісцентну [4] і електролюмінісцентну (ЕЛ) візуалізації, та алгоритми глибокого навчання, дослідники можуть отримати більше інформації з експериментальних даних та досягти бажаного рівня прогнозування параметрів дефекту. Зокрема, ЕЛ візуалізація набула популярності завдяки своїй здатності отримувати зображення з високою роздільною здатністю і точно виявляти дефекти, такі як, наприклад, мікро тріщини [5]. Розвиток алгоритмів машинного навчання допоміг здійснити революцію у виявленні та класифікації дефектів в фотоелектричних модулях (ФЕМ), відкривши шлях до автоматизованих процесів та підвищивши точність ідентифікації дефектів [5].

Прориви в класифікації дефектів з'явилися завдяки методам, заснованим на глибокому навчанні, включаючи згорткові нейронні мережі (ЗНМ) [6]. Цікавим є застосуванні багатоканальних ЗНМ, які демонструють значні перспективи у виявленні поверхневих дефектів на сонячних елементах (СЕ) [7]. Ці дефекти, що можуть суттєво вплинути на ефективність СЕ.

Традиційні методи виявлення дефектів у ФЕМ стикаються з проблемами, пов'язаними з дефіцитом якісних ЕЛ зображень та ефективних моделей автоматичної класифікації дефектів. Новаторські дослідження, наприклад, Wuqin Tang та ін. [8] пропонують рішення на основі глибокого навчання, яке вирішує ці проблеми, представляючи ефективну модель для автоматичної класифікації дефектів за допомогою ЕЛ зображень. Варто зазначити, що запропонований в роботі метод перевершує існуючі моделі машинного навчання, такі як VGG16, ResNet50, Inception V3 та MobileNet, що свідчить про значний крок до більш точного та ефективного виявлення дефектів.

**1.1.2 Обмеження традиційних методів та нові підходи до визначення дефектів**

Традиційні методи визначення дефектів часто покладаються на ТІСЧЖ, скануючу електронну мікроскопію, просвічуючу електронну мікроскопію та вимірювання вольт-амперних характеристик. Цим методам притаманні певні обмеження, які перешкоджають забезпеченню всебічного розуміння властивостей дефектів:

1. Просторова роздільна здатність та чутливість: Традиційні методи, такі як растрова електронна мікроскопія та трансмісійна електронна мікроскопія, дають цінну інформацію про морфологію дефектів, однак їх просторова роздільна здатність та чутливість обмежені, що часто призводить до неможливості виявлення дефектів меншого розміру [9].

2. Часозатратність та експертна залежність: Застосування традиційних методів часто вимагає кваліфікованого персоналу для виконання ручних перевірок, збору та аналізу даних. Інтерпретація результатів може відрізнятися залежно від досвіду фахівця, що призводить до потенційних невідповідностей.

3. Обмежена кількість даних: Вимірювання вольт-амперних характеристик надають обмежену кількість точок даних, що зменшує можливість всебічної фіксації поведінки дефектів за різних умов [10].

Нові підходи:

1. Методи, засновані на глибокому навчанні: алгоритми глибокого навчання зменшують залежність від людського фактору та чудово розпізнають складні закономірності в наборах даних, дозволяючи автоматизовано виявляти дефекти в широкому діапазоні розмірів та форм СЕ.

2. ЕЛ візуалізація: цей неруйнівний підхід пропонує покращену просторову роздільну здатність та чутливість, що дозволяє точно визначити місцезнаходження та охарактеризувати навіть найдрібніші дефекти на поверхні ФЕМ.

3. Поєднання глибокого навчання та ЕЛ візуалізації: таке поєднання може забезпечити моніторинг роботи ФЕМ в режимі реального часу, що дозволяє миттєво вживати коригуючих заходів при виявленні дефектів.

4. Розширення даних: нейронні мережі генеративно-змагального типу можуть генерувати синтетичні високоякісні ЕЛ зображення. Таке розширення набору даних збільшує різноманітність, підвищуючи здатність моделі до узагальнення та точної класифікації дефектів [11].

**1.1.3 Визначення параметрів дефектів в фотоелектричних матеріалах на основі глибокого навчання**

В дослідженні [12] пропонується нове представлення даних ТІСЧЖ, шляхом відображення часу життя на третю вісь за допомогою градієнта кольору. Отриманні зображення можуть надати більш чітке уявлення впливу дефекту на час життя при різних температурах та рівнях надлишкових носіїв. Такий підхід долає традиційну проблему локалізації дефектів в енергетичному спектрі. Використовуючи ЗНМ (на основі мережі VGG16) для навчання, цей метод точно прогнозує параметри об’ємних дефектів, включаючи рівень енергії, переріз захоплення та коефіцієнт захоплення.

ЗНМ складається з блоку "визначення ознак" та блоку "класифікації". Після навчання ЗНМ блок "класифікації" відкидається, а ваги блоку "визначення ознак" фіксуються. Отриманий набір ознак використовується для навчання алгоритму "випадкового лісу" (ВЛ) для прогнозування параметрів дефекту [12].

Розроблений метод [12] дозволяє визначати режими захоплення як електронів, так і дірок з високою точністю (>99%) та визначати залежні від температури параметри захоплення з низьким середньоквадратичним відхиленням та високим R2 (коефіцієнтом детермінації). Запропонований підхід може бути адаптований до більш складних моделей часу життя, які притаманні, наприклад, множинним дефектам або дворівневим дефектам, і може бути легко перенесений на інші матеріали, наприклад, перовскіти або тонкі плівки, а також на інші методи вимірювання.

У статті [3] представлено подібну методологію, яка ґрунтується на великому наборі даних імітаційних кривих часу життя, які генеруються з використанням фізичної моделі для охоплення різноманітного діапазону параметрів дефектів. Запропонований підхід використовує різні моделі машинного навчання на основі ВЛ, методу опорних векторів (МОВ), адаптивного підсилення, градієнтного підсилення та нейронних мереж для прогнозування ключових параметрів дефектів безпосередньо з кривих часу життя.

Модель налаштовується за допомогою набору даних, що містить понад мільйон змодельованих кривих часу життя, завдяки чому вона здатна розпізнавати складні взаємозв'язки між кривими часу життя та параметрами дефекту [3]. В процесі навчання використовуються особливості, витягнуті з кривих, такі як положення піку, висота піку та нахил, тим самим гарантуючи, що модель фіксує нюанси, пов'язані з різними параметрами дефекту. Ефективність моделі машинного навчання порівнювали з традиційним методом підбору, відомим як ПРПД-аналіз (поверхня розв'язку параметрів дефекту Рейна) [13]. Важливо відзначити, що ця модель машинного навчання здатна передбачити рівень енергії дефекту та коефіцієнт перерізу захоплення з вражаючою точністю ±0,02 еВ у 87% випадків.

Результати показали [3], що методи дерев рішень, такі як ВЛ, адаптивне підсилення та градієнтне підсилення, досягли найвищого середнього показника R2 при прогнозуванні як рівня енергії, так і співвідношення перерізу захоплення дефектів, за ними йдуть нейроні мережі та МОВ. Дослідження показало, що модель ВЛ досягла найвищого середнього показника R2 (>99%), що робить її найбільш придатним алгоритмом для запропонованого підходу.

Якщо ж ми будемо розглядати 2D матеріали, то в них дефекти можуть суттєво впливати на їхні електричні, хімічні, механічні та теплові властивості. При прогнозуванні енергії утворення таких матеріалів обчислювальні витрати є досить високими. Першопринципні розрахунки, такі як теорія функціоналу густини (ТФГ), зазвичай використовуються для опису 2D матеріалів на атомному рівні. Однак, витрати на такі розрахунки будуть непідйомними, якщо не недосяжними. Тому потрібен новий підхід, який має бути дешевим, швидким і точним на рівні ТФГ.

В дослідженні [14] запропоновано дескриптор багатошарової структури з використанням параметрів хімічного зв'язку для точного опису структури різних типів та розподілів дефектів в якості нового відходу. Цей дескриптор використовується для покращення ефективності навчання моделей глибокого навчання шляхом надання більш повного представлення структури 2D матеріалу. Для прогнозування енергії утворення були обрані графен та дисульфід молібдену. У цьому дослідженні точність прогнозованої енергії утворення оцінюється шляхом порівняння прогнозованих значень з результатами, отриманими з розрахунків ТФГ.

Параметри хімічного зв'язку, що використовуються в дескрипторі багатошарової структури, - це матриця положення зв'язку, матриця довжини зв'язку та матриця кута зв'язку [14]. Модель глибокого навчання, що використовується в цьому дослідженні, - це 10-шарова ЗНМ, подібна до AlexNet. Розмір досліджуваної дефектної графенової системи перевищує 300 нм2 , тоді як розмір досліджуваної дефектного дисульфіду молібдену перевищує 650 нм2 . Отримана середня абсолютна похибка (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.

**1.1.4 Виявлення та класифікація дефектів за допомогою ЕЛ візуалізації**

В дослідженні [15] запропоновано вдосконалену модель поєднання VGGNet та U-Net++ для підвищення ефективності і точності виявлення та сегментації дефектів на ЕЛ зображеннях сонячних елементів. Спочатку обробляється вхідне зображення за допомогою моделі VGGNet, 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 допомогою середнього значення перетину над об'єднанням (СЗПнО) [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 [15], що вдосконалена мережа VGG16 досягає точності виявлення дефектів 95,2% на наборі тестових даних, а модель сегментації дефектів U-Net++ має середнє значення СЗПнО 0,955, що краще за значення СЗПнО 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 [16] методи використовують глибокі нейронні мережі (ГНМ) та алгоритми визначення ознак для автоматичного вилучення та класифікації особливостей з ЕЛ зображень. У цьому дослідженні також використовують методи доповнення даних, такі як обертання та масштабування, для створення додаткових зображень.

В першому підході для визначення ознак використовуються ЗНМ типу VGG-16, VGG-19, ResNet-50 і DarkNet-19. Отримані набори ознак використовуються для класифікації за допомогою МОВ. Іншим запропонованим підходом є прості ЗНМ, що містять лише три згорткові шари з максимальним об'єднанням та шари ReLU. Запропонований фреймворк досягає тестової точності 90,57% (89,77%, використовуючи МОВ-класифікатор) на наборі даних з 4 типів ЕЛ зображень (нормальні, з мікротріщинами, з ламаними краями та з перериваннями контактів) і 94,52% (93,72%, використовуючи МОВ-класифікатора) на наборі даних з 2 типів ЕЛ зображень (нормальні та дефектні) [16].

Обидва підходи використовують метод на основі глибоких ознак для визначення особливостей з ЕЛ зображень ФЕМ. Потім витягнуті ознаки класифікуються за допомогою різних методів машинного навчання, включаючи МОВ, ВЛ, наївний Байєс тощо. Результати показали [16], що поєднання МОВ з методом на основі глибоких ознак дає кращі результати, ніж інші методи класифікації. Запропонований метод може класифікувати 60-елементний сонячний модуль менш ніж за секунду. Таким чином, можна розглянути можливість використання запропонованих методів на автоматичних системах тестування ФЕМ.

**1.1.5 Досягнення в методах контролю фотоелектричних елементів за допомогою ЕЛ зображень**

Поверхневі дефекти на сонячних елементах можуть значно знизити вихідну потужність сонячної панелі. Тому дуже важливо виявляти та усувати дефектні сонячні елементи під час виробничого процесу. В статті [17] використовують алгоритм, який полягає у виявленні поверхневих дефектів на сонячних елементах за допомогою поєднання двох різних ЗНМ, швидких Р-ЗНМ (регіональні згорткові мережі) і Р-ПЗМ (регіональні повністю згорткові мережі).

Швидкісна Р-ЗНМ складається з двох основних компонентів: мережі пропозицій регіону (МПР) та мережі розпізнавання. МПР генерує набір пропозицій щодо об'єктів, які потім подаються в мережу розпізнавання для класифікації та уточнення пропозицій. Р-ПЗМ - це ЗНМ, яка замінює повністю зв’язані шари в традиційних мережах розпізнавання об'єктів - згортковими шарами. Р-ПЗМ може компенсувати низьку точність швидшого Р-ЗНМ [18].

Запропонований алгоритм [17] враховує притаманні поверхневим дефектам сонячних елементів 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. У контексті МРП, опорні точки - це заздалегідь визначені рамки різного розміру та співвідношення сторін, які розміщуються на зображенні через рівні проміжки часу. МРП генерує набір пропозицій об'єктів, переміщуючи ці опорні точки по зображенню і прогнозуючи ймовірність того, що кожна з них містить об'єкт. Результати експерименту показали, що запропонований метод зменшив частоту хибнонегативних спрацьовувань та частоту хибнопозитивних спрацьовувань у випадку використання тільки однієї ЗНМ, а також значно підвищив точність визначення місцезнаходження дефектів.

В іншому дослідженні [18], автори пропонують модель на основі глибокого навчання, яка може ідентифікувати та сегментувати такі дефекти як тріщини, розриви та корозію контактів як для мультикристалічних, так і для монокристалічних КСЕ. Запропонована модель використовує сегментаційну модель Deeplabv3 на основі ResNet-50. Deeplabv3 - це найсучасніша модель глибокого навчання для семантичної сегментації, що означає, що вона може класифікувати та сегментувати кожен піксель зображення на різні класи. Автори також використали відому модель скінченних елементів, для створення імітаційних зображень з різними класами дефектів, які потім були використані для навчання та оцінки запропонованої моделі.

Основними оціночними метриками, що обговорюються в статті [18], є прецизійність, відгук та оцінка F1, які зазвичай використовуються в задачах бінарної класифікації. На додаток до цих метрик, автори також використовували глобальну точність пікселів, тобто частку правильно класифікованих пікселів серед усіх пікселів на зображенні та показники перетину над об'єднанням, тобто перекриття між прогнозованою та основною масками сегментації. Автори отримали високі значення для всіх цих метрик, що свідчить про те, що запропонована модель досягла високої точності та надійності у виявленні та локалізації дефектів. Що стосується якісного аналізу, проведеного для розуміння сильних та слабких сторін результатів моделі, автори виявили, що модель може точно ідентифікувати та сегментувати великі та помітні дефекти, але може пропустити менш помітні дефекти.

Бувають випадки коли обчислювальні ресурси обмежені і дослідники не можуть використовувати великі ЗНМ. У досліджені [19] порівнюються два різні підходи, перший ґрунтується на створених вручну ознаках, які класифікуються за допомогою МОВ, що підходить для сценаріїв, де обчислювальні ресурси обмежені, тоді як другий підхід використовує глибоку ЗНМ, що підходить для сценаріїв, де потрібна висока точність, наприклад, в лабораторних умовах.

Для підвищення продуктивності підходу з використанням ручної обробки ознак та МОВ досліджуються та порівнюються різні варіанти обробки [19]. До них відносяться різні методи визначення ознак, такі як локальні бінарні шаблони, матриці помилок, а також різні методи відбору ознак, такі як аналіз головних компонент і рекурсивне виключення ознак. Глибокі ЗНМ-моделі перевершили ручний підхід, досягнувши середньої точності 88,42%, порівняно з середньою точністю МОВ-підходу 82,44% [19]. З іншого боку, МОВ-підхід покладався на створені власноруч ознаки, які можуть не охоплювати всю необхідну інформацію на зображеннях, тому глибокі ЗНМ змогли досягти вищої точності.

Для вирішення проблеми забезпечення достатньої кількості високоякісних зразків ЕЛ-зображень для виявлення дефектів у статті [20] запропоновано ефективний комбінований підхід доповнення даних, що поєднує в собі модифікацію зображення (обертання, перевертання та обрізання) з генеративною змагальною мережею (ГЗМ) та мережі-дискримінатора (оцінює якість згенерованих зображень). Запропонована модель на основі ЗНМ була оцінена та перевірена в ході експериментів з використанням існуючих технологій машинного навчання, таких як VGG16, ResNet50, Inception V3 і MobileNet, в якості порівняльних еталонів. Запропонована методологія досягла точності прогнозу 98,5%, що значно вище, ніж точність, досягнута існуючими моделями машинного навчання, та показала більш високу швидкість збіжності в процесі навчання.

**1.2. Інноваційні підходи дослідження фотоелектричних пристроїв.**

**1.2.1 Моделювання та прогнозування характеристик фотоелектричних модулів**

Використання ФЕМ стає все більш популярним в останні роки завдяки їх здатності перетворювати сонячну енергію в електричну. Точне прогнозування поведінки вихідної потужності залишається складним завданням, враховуючи багатосторонній вплив таких параметрів, як сонячне освітлення та температура. У цьому контексті дослідники в статті [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) кривих ФЕМ.

НМРБФ використовує набір радіальних базисних функцій для відображення вхідних даних. Сила НМРБФ полягає в її здатності узагальнювати різні умови експлуатації. Ця властивість особливо цінна для інженерних застосувань, 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 симуляціях, так і в експерименті, НМРБФ демонструє вищу продуктивність порівняно з традиційними нейронними моделями, такими як, наприклад, багатошаровий перцептрон (БП), при цьому відносні середньоквадратичні похибки не перевищують 2% [1].

Продовжуючи тему розробки нових методів точного визначення характеристик сонячних елементів та ФЕ модулів, таких як I-V та P-V криві, Фатхабаді в статті [2] розробив новий нейроаналітичний метод, який поєднує штучну нейронну мережу (ШНМ) прямого поширення з функцією Ламберта для точного визначення характеристик КСЕ та пластикових сонячних елементів і 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) і фотострум (Iф). Ці параметри визначаються шляхом порівняння представлення вольт-амперної характеристики за допомогою функції Ламберта з навченою нейромережевою моделлю. 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 дуже хорошу 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, ніж ці похибки в інших методах, навіть в ТМП [2].

Іншим важливим елементом для моделювання та аналізу продуктивності ФЕМ за різних умов експлуатації є їх електрична еквівалентна схема. В статті [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 цій в 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 (Isc), напругу холостого ходу (Voc), струм і напругу в точці максимальної потужності (ТМП) та коефіцієнт заповнення (FF). Запропонована модель досягає максимальної САП в 0,5% для оцінки струму короткого замикання (Isc) та напруги холостого ходу (Voc), 1,5% САП для оцінки струму та напруги в ТМП та 1,5% САП для оцінки коефіцієнта заповнення (FF) за різних умов експлуатації [3].

Вимірювання ЕЛ також широко використовуються для визначення вихідної потужності ФЕМ. Запропонований метод на основі глибокого навчання, представлений Хоффманом та ін. [4], використовує вимірювання ЕЛ як інструмент для прогнозування вихідної потужності ФЕМ. Для оцінки втрат потужності на кожному елементі ФЕМ використовується варіант мап активації класів, який виділяє найважливіші ділянки на вхідних зображеннях ЕЛ, які сприяють ефективному прогнозуванню втрат потужності. В дослідженні використовується ЗНМ, вхідний шар якої приймає попередньо оброблені ЕЛ зображення як вхідні дані. Запропонований алгоритм перевершує існуючі методи, про що свідчать різні показники ефективності, включаючи САП та коефіцієнт детермінації (R2). У дослідженні перехресної перевірки метод досягає середнього значення САП 7,3 ± 6,5 Wp (Wp - пікова потужність) [4]. Результати показують, що запропонований алгоритм перевершує існуючі методи прогнозування вихідної потужності з точки зору точності та надійності.

Окрім традиційних сонячних елементів на основі кремнію, останнім часом популярність набирають органічні фотоелектричні перетворювачі (ОФЕП) через свою низьку вартість, гнучкость та малу вагу. Однак продуктивність і стабільність ОФЕП все ще залишаються основними проблемами, які необхідно вирішити, щоб забезпечити їх широке впровадження. У цьому контексті нещодавнє дослідження [5] запропонувало використання ШНМ та регресійних моделей для прогнозування продуктивності модулів ОФЕП та їх деградації в залежності від кліматичних та експлуатаційних умов.

Екологічні та експлуатаційні умови, що враховувалися під час збору даних, включали, серед іншого, температуру, освітленість, вологість, струм короткого замикання, напругу холостого ходу, коефіцієнт заповнення, а також максимальну напругу та струм в ТМП. Ці та інші фактори були використані як вхідні дані для моделі багатошарового перцептрона. Для аналізу впливу кліматичних умов на деградацію була використана багатовимірна лінійна регресія. Для обробки даних про продуктивність і швидкість деградації використовується аналіз головних компонент, який може бути використаний для визначення найбільш значущих погодних умов, які впливають на продуктивність та деградацію модулів. Крім того, включення Прогностична здатність моделі БП демонструється шляхом перевірки на невідомих їй раніше даних ОФЕП, де помилка в прогнозуванні виходу енергії склала всього 3,8%. Комбінована модель, яка інтегрує як БП для прогнозування виходу енергії, так і регресійні моделі для прогнозування впливу деградації, ефективно враховує вплив кліматичних умов на деградаційну поведінку ОФЕП, враховуючи як миттєві, так і накопичені фактори стресу [5].

**1.2.2 Пошук новітніх матеріалів для ФЕМ**

Пошук ефективних та стабільних фотоелектричних матеріалів був основним напрямком досліджень в останні роки. У цьому контексті 2D перовскіти стали перспективним класом матеріалів завдяки своїм унікальним електронним та оптичним властивостям. У нещодавньому дослідженні [6] використовують потенціал машинного навчання (МН) та ТФГ для виявлення перспективних фотоелектричних матеріалів з високою ефективністю перетворення енергії (ЕПЕ) та стабільністю. В дослідження також вивчається використання імплантації енергетичних іонів для покращення фотоелектричних характеристик цих матеріалів.

Зокрема, в дослідженні [6] використовується 41 потенційний перовскіт як початкова основа для побудови набору даних для прогнозування шляхом штучної заміни відповідного елемента. Метод тесселяції Вороного реалізовано в моделі машиного навчання для досягнення точності прогнозування на атомному рівні на основі великої кількості різноманітних даних про кристалічну структуру. У дослідженні використано тест на стабільність, оптичне поглинання та теоретичну оцінку ефективності перетворення енергії (ЕПЕ) для виявлення конкурентоспроможних фотоелектричних матеріалів.

Дослідники виявили два перспективні фотоелектричні матеріали - Sr2VON3 і Ba2VON3 - з коефіцієнтом фотоелектричного поглинання 30,35% і 26,03% [6]. Модель МН, що використовується в дослідженні, є комбінацією трьох алгоритмів: регресора з градієнтним підсиленням, регресора з додатковим деревом та регресора ВЛ. Коефіцієнт детермінації (R2) для регресора з градієнтним підсиленням, регресора з додатковим деревом та регресора ВЛ досяг 0,849, 0,831 і 0,819 відповідно. Модель МН також використовується для прогнозування ширини забороненої зони перовскітних матеріалів, яка є ключовим параметром для фотоелектричних застосувань.

Результати показують [6], що іонна імплантація може значно покращити коефіцієнт оптичного поглинання Sr2VON3. Зокрема, іонна імплантація Cu, Ag, C, N, H та He використовується для покращення фотоелектричних характеристик Sr2VON3. Розрахунки також показують, що імплантація іонів С призводить до утворення С-зв'язаних дефектів, які функціонують як електронні пастки та зменшують швидкість рекомбінації фотогенерованих носіїв,що призводить до збільшення фотоефекту в Sr2VON3.

Іншим перспективним напрямком є використання паливних елементів з протонно-обмінною мембраною (ПЕПОМ), що привертають значну увагу завдяки своїй високій питомій потужності та низькій робочій температурі. Однак, у статті [7] пояснюється, що на продуктивність ПЕПОМ впливають різні фактори, такі як температура елемента, температура зволоження, швидкість потоку H2/повітря та густина струму. Розглядаючи ці параметри як вхідні дані для ШНМ ми можемо точно прогнозувати вихідну напругу для різних комбінацій вхідних параметрів.

Навчена ШНМ використовується для моделювання напруги/струму ПЕПОМ при 65°C, а змодельовані дані порівнюються з експериментальними даними [7]. Максимальна похибка становить 6,5% для змодельованої напруги порівняно з експериментальною напругою за температури 65°C. Використовуючи ШНМ для прогнозування продуктивності паливного елемента за різних умов експлуатації, можна оптимізувати роботу паливного елемента та підвищити його ефективність. Це може призвести до значної економії коштів та певних екологічних переваг.

Традиційні методи прогнозування продуктивності фотоелектричних пристроїв часто базуються на детермінованих моделях, які не враховують мінливість та невизначеність, притаманні процесу виробництва. Це може призвести до неточних прогнозів і неоптимальних конструкцій пристроїв. Щоб вирішити цю проблему, автори [8] запропонували використовувати гаусові процеси (ГП) для прогнозування оптичних та електричних властивостей ФЕ пристроїв.

Довірчі області є ключовим поняттям у методологіях імовірнісного прогнозування, вона являє собою діапазон значень, в межах якого з певним ступенем вірогідності може знаходитися справжня величина показника продуктивності. Використовуючи довірчі області, автори [8] змогли кількісно оцінити невизначеність своїх прогнозів та відстежати продуктивність своїх моделей МН в режимі реального часу. Це дозволило їм приймати обґрунтовані рішення про те, коли можна довіряти прогнозам своїх моделей, а коли потрібно шукати додаткові дані або вдосконалювати свої моделі. Модель пристрою, що використовується в дослідженні, являє собою елемент p-PERC, змодельований за допомогою тривимірної симуляції в Sentaurus TCAD.

Відповідно до статті [8], дані були підготовлені та оброблені з використанням комбінації експериментальних вимірювань та чисельного моделювання. Навчивши модель ГП на наборі експериментальних та змодельованих даних, модель змогла визначити взаємозв'язок між вхідними параметрами і показниками продуктивності, що дозволило авторам дослідити простір проектування і визначити оптимальні параметри конструкції елемента для конкретних показників продуктивності. Використовуючи моделі для прогнозування продуктивності різних структур матеріалів, дослідники можуть визначити перспективних кандидатів для подальших експериментальних або симуляційних дослідів.

Однією з головних проблем у використанні МН для дослідження матеріалів є доступність та якість даних, а також необхідність знань у конкретній галузі для правильної інтерпретації результатів. Використання неконтрольованих методів МН, що представлені в статті [9], можуть допомогти подолати деякі з цих проблем. Використовуючи величезні обсяги текстових даних, доступних в літературі про матеріали для сонячних елементів, дослідники зможуть виявити нові матеріали та властивості, які могли бути проігноровані за допомогою традиційних експериментальних або теоретичних методів.

Модель неконтрольованого МН побудована з використанням комбінації обробки природної мови (ОПМ) та використання першопринципних розрахунків [9]. Модель може виявити взаємозв'язок між певними хімічними елементами або сполуками та їхньою здатністю поглинати або перетворювати сонячне світло в електрику. Після того, як модель визначила ці взаємозв'язки, вона використовує першо-принципні розрахунки для оцінки фотоелектричних властивостей прогнозованих матеріалів-кандидатів. Модель МН виводить відомі матеріали сонячних елементів, включаючи Si, GaAs, ZnO, CIGS, InP, c-Si, CdS, GaInP та InGaAsP, шляхом самостійного перегляду літератури про матеріали з мінімальним втручанням людини. Крім того, модель також запропонувала нетрадиційний матеріал для сонячного елементу - As2O5 [9]. Густина станів, спектри поглинання в ультрафіолеті та зонні структури прогнозованого матеріалу отримані за допомогою першо-принципних розрахунків для оцінки його придатності для ФЕ застосувань підтверджують достовірність моделі.

Схоже дослідження зробили автори [10], ґрунтуючись на концепції використання методів неконтрольованого МН для прогнозування перспективних матеріалів. Автори використали такий самий метод ОПМ для прогнозування існування сенсибілізованих барвником сонячних елементів та перовскітних сонячних елементів на основі навчальної бази даних, що складалася з робіт, опублікованих раніше. Нетиповий матеріал для сонячних елементів, PtSe2, був визначений методом ОПМ як можливий новий матеріал для сонячних елементів. Дослідження показало, що PtSe2 має характерні для матеріалів сонячних елементів властивості, включаючи відповідну ширину забороненої зони, належне вирівнювання зон та характерні властивості поглинання. Першо-принципні розрахунки показали чудову термічну стабільність обраного матеріалу як в об'ємних, так і в низькорозмірних формах. Автори припускають, що оптоелектронні властивості PtSe2 роблять його перспективним кандидатом для майбутніх застосувань у сонячних елементах.

Продемонстрований успіх ОПМ у прогнозуванні матеріалів для сонячних елементів кидає виклик традиційним підходам до відкриття та вибору матеріалів. Використання методів ОПМ може значно прискорити відкриття нових матеріалів з бажаними властивостями та уможливити розробку нових технологій.

**1.2.3 Використання машинного навчання в аналізі продуктивності фотоелектричних систем**

Нелінійна поведінка фотоелектричних систем (ФЕС) є проблемою для застосування методів машинного навчання (ММН). Непередбачуваність погодних умов протягом року означає, що навчання ММН буде вимагати річних архівних даних про погоду для створення моделі прогнозування. Однак, виробники ФЕС зберігають значення потужності лише за 3 місяці, що обмежує кількість даних, доступних для навчання. Щоб подолати ці проблеми, дослідники [11] вивчили різні типи ММН, які можуть точно прогнозувати щоденні значення сонячної енергії на основі наявних 3-місячних статистичних даних. Дослідники провели порівняльне дослідження п'яти ММН, включаючи алгоритм дерева регресії, метод ШНМ, алгоритм генетичного програмування, алгоритм регресійного гауссівського процесу та алгоритм регресії опорних векторів.

У статті [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.

Результати другого експерименту показали, що ефективність ММН була загалом кращою при навчанні на літніх, осінніх та зимових наборах даних, ніж при навчанні на весняному наборі даних. Дослідники виявили [11], що алгоритм дерева регресії мав найбільшу ефективність для всіх наборів даних, гірші показники були у регресії опорних векторів і ГП. В цілому, дослідники дійшли висновку, що можна реалізувати універсальну модель прогнозування для дахових ФЕС потужністю до 4,14 кВт, яка не потребує більше 3 місяців щоденних статистичних даних і на яку не впливають ні пори року, ні місце встановлення ФЕС.

В схожому дослідженні [12] розглядається проблема короткострокового прогнозування виробітку сонячної енергії, особливо в контексті змін руху хмар. Ці зміни можуть викликати проблеми для операторів електромереж та власників сонячних електростанцій. Дослідники вирішили цю проблему, використовуючи ЗНМ, які приймають як вхідні параметри дані про зображення неба та статистичні дані про фотоелектричну генерацію.

На початковому етапі дослідження було проаналізовано 28 різних методів поєднання різних видів вхідних даних у ЗНМ. Після аналізу було обрано 8 найбільш перспективних для подальших експериментів. На другому етапі експериментів, автори провели більш детальний аналіз найперспективніших методів поєднання та гіперпараметрів, що впливають на ефективність ЗНМ. На третьому етапі експерименту автори обрали оптимальний метод поєднання та архітектуру ЗНМ, перенавчавши їх на більшому наборі даних та тестуючи на окремому тестовому наборі. «Двокроковий авторегресійний ЗНМ» метод поєднання демонструє найкращі результати з точки зору якості прогнозу серед усіх методів поєднання. Найкращий метод показав високий показник якості прогнозування (відсоток покращення точності прогнозу порівняно з базовим методом, який називається "розумна персистентність") на тестовому наборі. Дослідники також рекомендують розглядати використання інших видів синоптичних даних, таких як температура, аерозолі та оптична глибина, для подальшого покращення точності прогнозування сонячної активності.

**1.2.4 Передові методи виявлення та діагностики несправностей у ФЕС**

До ключових компонентів фотоелектричних станцій, які потребують захисту та моніторингу, належать ФЕМ, акумулятори, перетворювачі та інвертори. Ці компоненти схильні до різних типів несправностей, таких як часткове затінення, накопичення пилу та піску, неузгодженість, тріщини, старіння ФЕМ, перенапруга, перегрів, електричні пошкодження, засвічування, захист від секціонування, надмірний струм. Пристрої захисту функціонують для запобігання та ізоляції несправностей у фотоелектричних установках, спрацьовуючи при виявленні несправності

Виявлення та усунення несправностей ФЕМ на фотоелектричних станціях має велике значення для сприяння розширенню масштабів виробництва електроенергії з ФЕМ у всьому світі. Раннє виявлення та діагностика несправностей може допомогти запобігти подальшому пошкодженню та підвищити безпечність та надійність ФЕС. Дослідження, представлене в статті [13], спрямоване на покращення діагностики несправностей ФЕМ за допомогою методів глибокого навчання та графіків електричних часових рядів (ГЕЧР) в умовах моніторингу ТМП.

Дослідження показує [13], що застосування глибокого навчання та ГЕЧР для виявлення несправностей є ефективним методом. Метод заснований на ЗНМ, автоматично визначає ознаки з ГЕЧР, усуваючи необхідність використання штучно створених даних, а потім використовує ці ознаки для класифікації несправностей. Запропонований підхід показав середню точність понад 99% при застосуванні до тематичних досліджень та перевершив інші методи, такі як МОВ та метод ВЛ, за показниками точності, чутливості та специфічності.

На противагу цьому дослідженню, в статті [14] представлено інноваційний підхід, пропонуючи модель глибокої залишкової мережі (ГЗМ). Ця модель автоматично витягує характеристики з необроблених кривих струм-напруга та умов навколишнього середовища (освітленості та температури навколишнього середовища), уникаючи необхідність ручного вилучення характеристик та підвищуючи продуктивність за рахунок більш глибокої мережі.

ГЗН базується на ідеї вивчення різниці між вхідним та вихідним сигналом замість повного відображення. ГЗН використовує залишкові блоки, що дозволяють навчати дуже глибокі мережі без проблем зі збіжністю. Дослідники використовували ГЗН для виявлення несправностей фотоелектричних модулів за допомогою вольт-амперних характеристик та інформації про навколишнє середовище. Вони також створили лабораторну ФЕС для проведення експериментів. Результати показали, що у симуляційному дослідженні середня точність моделі ГЗН становила понад 99%, а в реальному дослідженні - близько 98% [14]. Ці результати перевищують інші моделі глибокого навчання, такі як ЗНМ та згорткові автокодери.

Продовжуючи тему моніторингу задля захисту ФЕС, в дослідженні [15] автори запропонували «схему захисту» на основі складеного автокодувальника (СА) та глибокої нейронної мережі (ГНМ), яка призначена для розпізнавання та класифікації різних типів несправностей в мікромережах. Головною перевагою цієї схеми є її здатність виконувати визначення режиму роботи, виявлення несправностей, класифікацію та ідентифікацію ділянок автоматично, без необхідності розмічування окремих точок даних та перетворення даних між областями. Основні компоненти цієї методології включають модуль вилучення ознак на основі СА, модуль класифікації на основі глибоких нейронних мереж та модуль прийняття рішень. СА використовується для виділення відповідних ознак зі вхідного набору даних, що включає миттєві значення сигналів напруги та струму, і робить це без необхідності ручного виділення ознак. Сигнали напруга-струм перетворюються в зображення у відтінках сірого для подальшої обробки, де кожен набір зображень представляє окремий випадок

Схема призначена для виявлення та класифікації різних типів замикань, включаючи різні варіації замикань між "лінія - земля", "лінія - лінія", "лінія - лінія - земля", "лінія - лінія - лінія" та "лінія - лінія - лінія - земля". ГНМ використовується для класифікації визначених ознак за різними категоріями пошкоджень та ідентифікації пошкоджених ділянок мікромережі. Модуль прийняття рішень використовує результати класифікації для визначення необхідних контрольних дій. Запропонована схема була оцінена за допомогою різних метрик, включаючи точність класифікації, прецизійність, відгук та показник F1. Схема також була протестована в обох режимах роботи мікромережі, тобто в режимі ізольованої та приєднаної до мережі. Запропонована схема СА та ГНМ була порівняна з іншими методами, такими як МОВ, метод дерева рішень та метод ШНМ. Результати показали, що запропонована схема СА-ГНМ перевершила інші методи з точки зору точності та надійності класифікації [15].

Продовжуючи дослідження інноваційних підходів у сфері діагностики несправностей фотоелектричних систем, ми переходимо до дослідження, яке заглиблюється у сферу класифікації на основі нейронних мереж [16]. Це дослідження спрямоване на вирішення критично важливого аспекту обслуговування ФЕС - точну ідентифікацію різних режимів несправностей на кривих струм-напруга на рівні ланцюгів (рівнях аналізу, на яких оцінюються криві для групи ФЕМ з'єднаних послідовно). Ретельно вивчаючи реальні дані, зібрані з фізично індукованих збоїв, автори вивчають можливості цих нейронних мереж для точного розпізнавання базового стану (відсутність несправностей), часткового забруднення та тріщин.

Дослідження [16] включає оцінку кількох архітектур нейронних мереж з використанням доменно-інформативних параметрів для різних ділянок I-V кривих та при різних рівнях освітленості. Зібрані I-V криві були піддані обробці, включаючи фільтрацію, видалення неповних даних і нормалізацію. В статті використовуються доменно-інформовані параметри, які допомагають підвищити точність класифікації несправностей. Дослідження використовує як 1D ЗНМ, так і багатоголові моделі з довгою короткочасною пам'яттю (ДКП) для класифікації. Оцінка ефективності моделей проводиться через 5-кратну перехресну перевірку на навчальних та тестових даних. Дослідження показує, що обидва типи моделей - 1D ЗНМ та багатоголові моделі з ДКП - здатні до класифікації з високою точністю (99%+), навіть на відносно невеликому наборі даних.

В іншому дослідженні автори [17] використовують поєднання ЗНМ та залишкового закритого рекурентного блоку (ЗЗРБ) для діагностики несправностей у фотоелектричних батареях. Методологія полягає у визначенні глобальних та специфічних ознак в послідовності даних за допомогою ЗНМ, а потім використання ЗЗРБ для виділення динамічних ознак часових рядів для класифікації несправностей. Запропонований метод спрямований на пошук відмінностей у формі I-V кривої при різних пошкодженнях, через те, що несправності можуть мати різний вплив на I-V криву фотоелектричних батарей включаючи коротке замикання, часткове затінення, аномальне старіння та гібридну несправність. Запропонована модель складається з трьох основних модулів: 1-D ЗНМ, ЗЗРБ та повністю підключеного модуля. Запропонований метод [17] було порівняно з п'ятьма іншими методами, використаними в [18], [19], [20], [21] та [22]. Результати показують, що запропонований метод значно кращий за інші п'ять методів як за загальною точністю тестового набору, так і за точністю розпізнавання однієї категорії і досягає точності в 98,41 %. Інші методи мають точність 85,45 % [18], 84,08 % [19], 95,76 % [20], 91,53 % [21], 67,64 % 22].

Запропонований метод [17] має практичне застосування в онлайн діагностиці несправностей ФЕС, особливо у випадках, де потрібен моніторинг робочого стану системи в реальному часі. Запропонований метод є легкою діагностичною моделлю, при цьому відповідний час виконання алгоритму є швидким. Якщо його поєднати з функцією сканування I-V кривої інвертора, це ще більше розширить перспективи його застосування в онлайн-діагностиці несправностей. Запропонований метод також може бути використаний для виявлення невідомих типів несправностей у ФЕМ.

Подібно до минулого розгляду моделі, яка була побудована з використанням ОПМ [9], ми можемо так само проводити аналіз літератури та вивчати різні моделі ШНМ та ГНМ для виявлення та діагностики несправностей (ВтДН) у ФЕМ. Дослідники в статті [23] презентували саме такий метод діагностики.

Основні проблеми, з якими стикаються при впровадженні ШНМ, включають доступність публічних баз даних та необхідність моніторингу в реальному часі. В статті [23] використовуються також імпульсні нейронні мережі (ІНМ) для виявлення та діагностики несправностей фотоелектричних систем ВтДН як для прямих (ІНМ безпосередньо визначають тип несправності), так і для непрямих (вихідні дані ІНМ-моделей потребують інтерпретації) застосувань. Для прямого ВтДН досліджуються різні типи моделей ШНМ, включаючи БП нейронну мережу, НМРБФ, ймовірнісну нейронну мережу, розширену нейронну мережу, мережу екстремального навчання, нейронну мережу Елмана та вейвлет-нейронну мережу.

Ці моделі навчаються на архівних даних, а потім використовуються для виявлення та діагностики несправностей в режимі реального часу. Для вирішення проблем продуктивності ШНМ, дослідники поєднують їх з іншими методами, включаючи обробку вхідних ознак та пост-обробку вихідних ознак. Гібридні моделі ШНМ часто досягають точності понад 90%. З іншого боку, автори використовують два типи ГНМ: ЗНМ та мережу глибокого переконання. Для ГНМ з використанням даних фотоелектричних-зображень у 13 з 19 випадків точність класифікації більше 90%. Для ГНМ з використанням інших 2D-даних (графіків або матриць даних, згенеровані з 1-D об'єктів) у чотирьох із семи випадків точність досягла понад 95%.

Цікавий підхід до ВтДН фотоелектричних установок, запропонували автори в дослідженні [24]. Окрім використання ШНМ та ГНМ вони використовують вбудовану конфігурацію розумного моніторингу на основі штучного інтелекту та інтернету речей (ІР), шляхом інтеграції бездротових датчиків для збору даних про продуктивність та стан системи в режимі реального часу. Ці дані можуть передаватися на центральний сервер для аналізу та візуалізації, що дозволяє операторам здійснювати віддалений моніторинг системи та виявляти несправності або аномалії в режимі реального часу. Ще одною перевагою такого метода є простий збір та аналіз даних про продуктивність та ефективність. На додачу, використання моделі з ІР сильно зменшує витрати на моніторинг та обслуговування ФЕС.

У статі [24] пропонується поєднати візуальні та теплові методи для виявлення та діагностики несправностей у ФЕС разом з ШНМ та ІР. Візуальні методи передбачають використання дронів для збору зображень (інфрачервоних та ЕЛ) ФЕМ, які потім аналізуються за допомогою передових алгоритмів обробки зображень, включаючи алгоритми глибокого навчання, для виявлення та локалізації несправностей, таких як знебарвлення, вицвітання, поверхневі забруднення, гарячі плями та розшарування. Тепловізійні методи передбачають використання тепловізорів для виявлення аномалій у ФЕМ. Основні проблеми, з якими стикаються при впровадженні штучного інтелекту та ІР це брак високоякісних даних, складність технології для працівників з обмеженим технічним досвідом.