**ЛІТЕРАТУРНИЙ ОГЛЯД**

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 КСЕ [def\_1]. Щоб зменшити або усунути негативний вплив цих дефектів, дослідники використовують традиційні методи характеризації дефектів. Найбільш цікавими серед них є неруйнівні методи ~~характеризації~~, що дозволяють зберегти структурну цілісність досліджуваних елементів. Серед найбільш розповсюджених можна виділити наступні:

1) Перехідна спектроскопія глибоких рівнів (ПСГР) - 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 сигнали від різних пасток); швидкість і простоту; кількісний аналіз (концентрація дефектів, енергетичний рівень 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 займає 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 (ІСПФ) 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. ІСПФ вимірює поглинання інфрачервоного світла хімічними зв'язками в кристалічній гратці кремнію. Кожен тип зв'язку (наприклад, Si-O, Si-H) поглинає ІЧ-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 ІСПФ часто потрібно інтерпретувати разом з електричними і структурними вимірюваннями.

3) Спектроскопія часу життя носіїв заряду, залежна від температури та інжекції (ТІСЧЖ). ТІСЧЖ 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 і збирають дані про час життя при зміні умов. Аналізуючи, як змінюється час життя, за допомогою ТІСЧЖ 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]: визначаючи ключові параметри дефектів метод може розділяти поверхневі дефекти від дефектів глибоких рівнів; 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: отримання параметрів дефектів вимагає складного моделювання, часто з використанням рекомбінаційної моделі Шоклі-Ріда-Холла; розрізнення двох подібних дефектів не завжди може бути однозначним; потребує точного контролю температури та надійних систем вимірювання часу життя, що збільшує трудомісткість експерименту.

З іншої сторони нещодавні дослідження показали, що методи, засновані на глибокому навчанні, можуть забезпечити альтернативний і більш ефективний підхід до визначення характеристик дефектів за допомогою ТІСЧЖ [def\_3]. Використовуючи передові методи візуалізації, включаючи фотолюмінісцентну [def\_4] і електролюмінісцентну (ЕЛ) візуалізації, та алгоритми глибокого навчання, дослідники можуть отримати більше інформації з експериментальних даних та досягти бажаного рівня прогнозування параметрів дефектів. Зокрема, ЕЛ візуалізація набула популярності завдяки своїй здатності отримувати зображення з високою роздільною здатністю і точно виявляти дефекти, такі як, наприклад, мікро тріщини [def\_5].

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]. Застосування таких методів часто вимагає кваліфікованого персоналу для виконання ручних перевірок, збору та аналізу даних. 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].

Розвиток алгоритмів машинного навчання допоміг здійснити революцію у виявленні та класифікації дефектів в сонячних елементах, зокрема в фотоелектричних модулях (ФЕМ), відкривши шлях до автоматизованих процесів та підвищивши точність ідентифікації дефектів [def\_5].

**1.1 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 [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. Сила 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 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% [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, ніж ці похибки в інших методах, навіть в точці максимальної потужності (ТМП) [pv\_2].

Іншим важливим елементом для моделювання та 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 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 розімкнутого кола (Voc), струм і напругу в ТМП та коефіцієнт заповнення (FF). Запропонована модель досягає максимальної середньої абсолютної похибки 0,5% для оцінки Isc та Voc, 1,5% САП для оцінки струму та напруги в ТМП та 1,5% САП для оцінки коефіцієнта заповнення (FF) за різних умов експлуатації [pv\_3].

Вимірювання ЕЛ також широко використовуються для визначення вихідної потужності ФЕМ. Запропонований метод на основі глибокого навчання, представлений Хоффманом та ін. [pv\_4], використовує вимірювання ЕЛ як інструмент для прогнозування вихідної потужності ФЕМ. Для оцінки втрат потужності на кожному елементі ФЕМ використовується метод Class Activation Map (CAM), який дозволяє візуалізувати найбільш інформативні області на вхідних ЕЛ-зображеннях, що суттєво впливають на прогнозовану потужність. В дослідженні використовується ЗНМ, вхідний шар якої приймає попередньо оброблені ЕЛ зображення як вхідні дані. Запропонований алгоритм перевершує існуючі методи, про що свідчать основні метрики ефективності, включаючи САП та коефіцієнт детермінації (R2). У дослідженні перехресної перевірки метод досягає середнього значення САП 7,3 ± 6,5 Wп (Wп - пікова потужність) [pv\_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 та стабільність ОФЕП все ще залишаються основними проблемами, які необхідно вирішити, щоб забезпечити їх широке впровадження. У цьому контексті в нещодавньому дослідженні [pv\_5] автори запропонувало використання ШНМ та регресійних моделей для прогнозування продуктивності модулів ОФЕП та їх деградації в залежності від кліматичних та експлуатаційних умов.

Кліматичні та експлуатаційні умови, що враховувалися під час збору даних, включали, серед іншого, температуру, освітленість, вологість, струм короткого замикання, напругу розімкнутого кола, коефіцієнт заповнення, а також максимальну напругу та струм в ТМП. Ці та інші фактори були використані як вхідні дані для моделі багатошарового перцептрона.

Для оцінки впливу кліматичних факторів на деградацію ОФЕП застосовували багатовимірну лінійну регресію, а також аналіз головних компонент (АГК), що дозволило визначити, які саме кліматичні параметри мають найбільший вплив на продуктивність та швидкість деградації модулів. АГК допоміг зменшити розмірність даних та виділити ключові фактори серед великої кількості змінних. Особливістю підходу є врахування не лише миттєвих (поточних) кліматичних умов, а й накопичених факторів стресу — тобто сумарного впливу несприятливих умов (таких як підвищена температура, вологість, інтенсивне освітлення) на ОФЕП модуль протягом усього періоду експлуатації. Це дозволило моделі оцінювати як короткострокові, так і довготривалі ефекти деградації.

Прогностична здатність моделі була перевірена на незалежних даних, і помилка у прогнозуванні виходу енергії становила лише 3,8%. Таким чином, комбінований підхід, який поєднує нейронні мережі для прогнозування генерації енергії та регресійні моделі для оцінки деградації, ефективно враховує як поточний, так і накопичений вплив кліматичних факторів на роботу ОФЕП [pv\_5].

**1.2 Пошук 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 методів машинного навчання (МН) і теорії функціоналу густини (ТФГ). Додатково вивчалася можливість покращення фотоелектричних властивостей цих матеріалів шляхом імплантації енергетичних 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 випадкового лісу (ВЛ). Коефіцієнт детермінації (R²) для цих моделей склав 0,849, 0,831 та 0,819 відповідно. Модель МН також застосовувалася для прогнозування ширини забороненої зони перовскітних матеріалів, що є ключовим параметром для фотоелектричних застосувань.

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. Зокрема, імплантація іонів вуглецю призводить до формування C-зв’язаних дефектів, які діють як електронні пастки та зменшують швидкість рекомбінації фотогенерованих носіїв заряду, що, у свою чергу, сприяє підвищенню фотоефекту в Sr₂VON₃.

Іншим перспективним напрямком є використання паливних елементів з протонно-обмінною мембраною (ПЕПОМ), які привертають значну увагу завдяки високій питомій потужності та низькій робочій температурі. Однак, як зазначено дослідниками у статті [pv\_7], на продуктивність ПЕПОМ впливають різноманітні фактори, зокрема температура елемента, температура зволоження, швидкість потоку водню та повітря, а також густина струму. У цьому дослідженні ці параметри використовувалися як вхідні дані для штучної нейронної мережі (ШНМ), що дозволило точно прогнозувати вихідну напругу паливного елемента для різних комбінацій експлуатаційних умов.

Навчена ШНМ використовується для моделювання I-V залежності ПЕПОМ при температурі 65°C, а отримані змодельовані дані порівнюються з експериментальними результатами [pv\_7]. Максимальна похибка між змодельованою та експериментальною напругою за цієї температури становить 6,5%. Застосування ШНМ для прогнозування продуктивності паливного елемента за різних умов експлуатації дозволяє оптимізувати його роботу та підвищити ефективність, що може сприяти суттєвій економії коштів та забезпечити додаткові екологічні переваги.

Традиційні методи прогнозування продуктивності фотоелектричних пристроїв зазвичай базуються на детермінованих моделях, які не враховують мінливість та невизначеність, що притаманні процесу виробництва. Це 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 моделей МН 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. Для створення навчальної вибірки варіювалися ключові параметри конструкції та матеріалів, а результати симуляцій 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. Використання таких моделей для прогнозування продуктивності різних структур та матеріалів дозволяє ідентифікувати перспективних кандидатів для подальших експериментальних або моделювальних досліджень. Таким чином, підхід на основі ГП сприяє більш ефективному і цілеспрямованому пошуку оптимальних конструкцій фотоелектричних пристроїв.

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]. Густина станів, спектри поглинання в ультрафіолеті та зонні структури прогнозованого матеріалу були отримані за допомогою першопринципних розрахунків для оцінки його придатності для ФЕ застосувань, що підтверджує достовірність моделі.

Схоже дослідження провели автори [pv\_10], ґрунтуючись на концепції використання методів неконтрольованого МН для прогнозування перспективних матеріалів. Вони застосували аналогічний метод ОПМ для прогнозування існування сенсибілізованих барвником сонячних елементів та перовскітних сонячних елементів на основі навчальної бази даних, що складалася з раніше опублікованих наукових робіт. Нетиповий матеріал для сонячних елементів, PtSe₂, був визначений методом ОПМ як можливий новий матеріал для сонячних елементів.

Дослідження показало, що PtSe₂ має властивості, характерні для типових сонячних елементів, зокрема ширину забороненої зони, належне вирівнювання зон та характерні властивості поглинання. Першопринципні розрахунки також продемонстрували високу термічну стабільність цього матеріалу як у об'ємній, так і в низькорозмірній формі. Автори припускають, що оптоелектронні властивості PtSe₂ роблять його перспективним кандидатом для майбутніх застосувань у сонячних елементах [pv\_10].

Продемонстрований успіх ОПМ у прогнозуванні матеріалів для сонячних елементів кидає виклик традиційним підходам до відкриття та вибору матеріалів [pv\_10]. Використання методів ОПМ може значно прискорити відкриття нових матеріалів із бажаними властивостями та уможливити розробку нових технологій. Це підкреслює потенціал сучасних неконтрольованих методів МН для автоматизованого аналізу великих обсягів наукової літератури та ефективного пошуку перспективних матеріалів для фотоелектричних застосувань.

**1.3 Застосування машинного навчання для аналізу продуктивності фотоелектричних систем**

Оцінка та прогнозування продуктивності фотоелектричних систем (ФЕС) є важливим завданням для забезпечення ефективної експлуатації та своєчасного виявлення можливих відхилень у роботі обладнання. Однією з головних складностей при цьому є складна, нелінійна поведінка ФЕС, 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 виробіток системи (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 регресії опорних векторів (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 статті [pv\_11] описано два основних експерименти. У першому дослідники навчали ММН на весняному наборі даних ФЕС і тестували їхню продуктивність як на цьому ж весняному наборі, так і на літніх, осінніх та зимових наборах даних. У другому експерименті моделі навчалися на літніх, осінніх та зимових наборах даних, а їхню ефективність перевіряли на цих же наборах, а також на весняному наборі даних.

Результати першого експерименту показали, що всі п’ять ММН продемонстрували хорошу точність на весняному наборі даних, причому алгоритм дерева регресії мав найкращі результати. Однак ефективність моделей суттєво змінювалася на літніх, осінніх та зимових наборах: модель РОВ досягла найкращих результатів для літнього набору, а модель ГП — для осінніх та зимових наборів. Дослідники також відзначили, що для зимового набору даних усі ММН показали найгірші результати прогнозування.

Результати другого експерименту показали, що ефективність ММН загалом була вищою при навчанні на літніх, осінніх та зимових наборах даних, ніж при навчанні лише на весняному наборі. Дослідники [pv\_11] встановили, що алгоритм дерева регресії продемонстрував найкращу ефективність для всіх сезонних наборів даних, тоді як моделі РОВ і ГП показали дещо гірші результати.

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]. Така модель дозволяє забезпечити надійне прогнозування щоденної виробленої електроенергії системою незалежно від сезонних чи географічних відмінностей.

У схожому дослідженні [pv\_12] розглядається проблема короткострокового прогнозування виробленої сонячної 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 дані про архівні дані фотоелектричної генерації. Модель прогнозує вихідну потужність ФЕС на 15 хвилин уперед, аналізуючи як просторово-часові характеристики неба, так і динаміку зміни потужності за попередні 15 хвилин.

На початковому етапі дослідження було проаналізовано 28 різних методів поєднання різних типів вхідних даних у ЗНМ. 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 продемонстрував «двокроковий авторегресійний ЗНМ» (two-step autoregression-CNN fusion), який поєднує переваги авторегресійного підходу та аналізу зображень неба. Цей метод показав найвищий показник точності прогнозування (forecast skill) на тестовому наборі, з покращенням на 17,1% порівняно з базовим методом "розумної персистентності" (smart persistence).

Дослідники також рекомендують у майбутньому розглядати використання додаткових синоптичних даних, таких як температура, вміст аерозолів та оптична глибина атмосфери, для подальшого підвищення точності короткострокового прогнозування сонячної генерації.

**1.4 Передові методи виявлення та діагностики несправностей у фотоелектричних системах**

До ключових компонентів ФЕС належать ФЕМ, акумуляторні батареї, перетворювачі та інвертори. Ці компоненти схильні до різних типів несправностей, серед яких: часткове затінення, накопичення пилу та піску, неузгодженість модулів, мікро- та макротріщини, старіння ФЕМ, перенапруга, перегрів, електричні пошкодження, засвічування, спрацювання захисту від секціонування, а також перевищення допустимого струму.

Виявлення та усунення несправностей ФЕМ на ФЕС має велике значення для розширення масштабів виробництва електроенергії з ФЕМ у всьому світі. Раннє виявлення та діагностика несправностей дозволяють запобігти подальшим пошкодженням обладнання, підвищити безпеку та надійність роботи ФЕС.

Дослідження, представлене в статті [pv\_13], спрямоване на покращення діагностики несправностей 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 слугують вхідними даними для ЗНМ.

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

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 метод опорних векторів (МОВ) та метод вейвлет-перетворення (ВП), за показниками точності, чутливості та специфічності.

На противагу цьому дослідженню, у статті [pv\_14] запропоновано інноваційний підхід до діагностики несправностей ФЕМ, що базується на використанні глибокої згорткової нейронної мережі (ГЗМ). Запропонована модель автоматично витягує релевантні характеристики безпосередньо з необроблених часових рядів струму та напруги фотоелектричних масивів, які попередньо трансформуються у двовимірні ГЕЧР. Як і попередній метод, цей підхід не потребує ручного виділення ознак або складного налаштування порогів (treshhold settings), що значно спрощує процес підготовки даних та підвищує точність діагностики.

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 несправностей. Глибока архітектура мережі забезпечує здатність автоматично навчатися складним взаємозв’язкам в даних, що позитивно впливає на якість виявлення різних типів несправностей 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. У дослідженні [pv\_14].

Для експериментальної перевірки підходу дослідники створили лабораторну ФЕС, що дозволило провести як симуляційні, так і реальні випробування. Результати показали, що у симуляційних 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 показниками якості — точністю, чутливістю та специфічністю.

Продовжуючи тему моніторингу задля захисту ФЕС, в дослідженні [pv\_15] автори запропонували інноваційну схему захисту для мікромереж із інтегрованими ФЕС, яка базується на використанні складеного автокодувальника (СА) та глибокої нейронної мережі (ГНМ). Така схема призначена для автоматичного розпізнавання та класифікації різних типів несправностей у мікромережах, включаючи як несправності у фотоелектричних масивах, так і симетричні лінійні аварії (тип аварійних ситуацій у електричних мережах, коли виникає коротке замикання, що однаково впливає на всі фази лінії).

Головною перевагою запропонованого підходу [pv\_15] є його здатність визначати режим роботи мікросистеми, виявляти несправності, класифікувати несправності та ідентифікувати в автоматичному режимі пошкоджені ділянки, без потреби вручну підписувати (розмічати) дані або спеціально перетворювати сигнали з одного типу в інший, наприклад, із послідовності сигналів у часі у спектр частот. Запропонована методологія включає три ключові модулі: модуль автоматичного вилучення ознак із використанням СА, модуль класифікації на основі ГНМ, а також модуль прийняття рішень.

СА використовується для автоматичного виділення інформативних ознак із вхідних даних, що містять миттєві значення напруги та струму, без необхідності ручного вибору ознак. Для подальшої обробки ці сигнали перетворюються у зображення у відтінках сірого, де кожен набір зображень відповідає окремому випадку роботи або несправності системи [pv\_15].

Запропонована у статті [pv\_15] схема призначена для виявлення та класифікації різних типів коротких замикань у мікромережах, зокрема таких, як «лінія–земля» (LG), «лінія–лінія» (LL), «лінія–лінія–земля» (LLG), «лінія–лінія–лінія» (LLL) та «лінія–лінія–лінія–земля» (LLLG). ГНМ використовується для класифікації ознак, автоматично виділених автокодувальником, за різними категоріями пошкоджень, а також для ідентифікації пошкоджених ділянок мікромережі. Модуль прийняття рішень, у свою чергу, використовує результати класифікації для визначення необхідних дій з управління та захисту.

Ефективність запропонованої схеми оцінювалася за допомогою таких метрик, як точність класифікації, прецизійність, відгук та F1-міра. Схему протестовано в обох основних режимах роботи мікромережі — як у режимі ізольованої (острівної) роботи, так і приєднаної до основної мережі. Для оцінки конкурентоспроможності підхід на основі СА та ГНМ було порівняно з іншими сучасними методами, зокрема МОВ, методом дерева рішень та ШНМ. Результати показали, що запропонована схема СА–ГНМ перевершує ці альтернативні підходи за точністю та надійністю класифікації [pv\_15]

Продовжуючи огляд інноваційних підходів у сфері діагностики несправностей ФЕС, переходимо до дослідження, присвяченого класифікації на основі нейронних мереж [pv\_16]. У цьому дослідженні розглядається вирішення важливого аспекту обслуговування ФЕС — точної ідентифікації різних режимів несправностей за кривими струм-напруга 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 базового стану (відсутність несправностей), часткового забруднення та тріщин.

.

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 I-V криві проходили попередню обробку, що включала фільтрацію, видалення неповних даних та нормалізацію. Використання доменно-інформованих параметрів дозволило підвищити точність класифікації несправностей.

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 навчальних 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) (ЗЗРБ) для діагностики несправностей у фотоелектричних масивах. Методологія полягає у виділенні глобальних та специфічних ознак у послідовності даних за допомогою ЗНМ, після чого ЗЗРБ використовується для аналізу динамічних характеристик часових рядів з метою класифікації несправностей. Запропонований підхід орієнтований на виявлення відмінностей у формі I-V кривої при різних типах пошкоджень, зокрема короткому замиканні, частковому затіненні, аномальному старінні та гібридних несправностях.

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 несправностей 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 несправностей. Запропонований метод також може бути використаний для виявлення невідомих типів несправностей у ФЕМ.