**ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ВИСНОВКИ**

1. Встановлено фундаментальні особливості поведінки фактора неідеальності в структурах n⁺-p-p⁺:Si із залізовмісними дефектами. Показано, що значення цього параметру визначається не лише концентрацією домішки заліза, а й її електричним станом та просторовим розподілом у кремнієвих сонячних елементах. Виявлено майже лінійне зростання фактора неідеальності зі збільшенням концентрації заліза та встановлено можливість використання зміни цього параметра після дисоціації пар для кількісної оцінки концентрації забруднюючого заліза в кремнієвих сонячних елементах.

2. Товщина бази суттєво впливає на фактор неідеальності в умовах, коли довжина дифузії електронів значно перевищує товщину бази. Цей ефект пов’язаний з перерозподілом рекомбінаційних процесів: при збільшенні товщини бази частина носіїв рекомбінує в областях, суміжних з областю просторового заряду, що зменшує внесок області просторового заряду у загальну рекомбінацію та, відповідно, зменшує фактору неідеальності.

3. Показано, що відносна зміна струму короткого замикання є найбільш чутливим діагностичним параметром до варіації концентрації заліза в кремнієвих сонячних елементах, особливо за умов монохроматичного освітлення, а відносні зміни ефективності та напруги розімкнутого кола можуть використовуватися як додаткові діагностичні параметри для оцінки рівня забруднення залізом. Однак їхня інформативність обмежується за низьких рівнях легування бором через немонотонний характер змін при збільшенні концентрації заліза. При концентрації бору точність оцінки концентрації заліза є мінімальною, тоді як зменшення або збільшення концентрації бора збільшує вплив концентрації заліза на відносну зміну струму короткого замикання.

4. Результати показали здатність глибоких нейронних мереж :{, , , } та :{, , , *,* } прогнозувати концентрацію заліза в діапазоні з високою точністю. Для змодельованих наборів даних середня квадратична відносна похибка становить лише 0,005. Водночас практичне застосування цього підходу продемонструвало труднощі в отриманні точних прогнозів. Важливо було навчати глибокі нейроні мережі на значеннях концентрації бору, які відповідали рівню легування досліджуваних структур. Більше того, збільшення концентрації заліза або бору, а також зменшення температури призводили до менших похибок прогнозування.

5. Для умов монохроматичного освітлення найкращі результати забезпечують прості вхідні ознаки, такі як відносні зміни струму короткого замикання, рівень легування бази, товщина бази та температура. Для стандартного освітлення AM1.5 доцільно додатково враховувати відносні зміни: напруги розімкнутого кола, ефективності та фактора форми.

6. Якість прогнозування значною мірою залежить від узгодженості параметрів тренувального набору з умовами майбутнього застосування моделі. Особливо критичними є температура та рівень легування, для яких навіть незначна невідповідність між навчальними й тестовими даними призводить до погіршення результатів. Використання методу головних компонент для зменшення розмірності дозволяє спростити структуру вхідних даних, проте супроводжується певною втратою точності.

7. eXtreme Gradient Boosting та Deep Neural Network забезпечують найвищу точність прогнозування (MSE=0,004; MAPE=9%; R2=0,997) для змодельованої бази даних та (MSE=0,004; MAPE=9%; R2=0,987) для експериментальних даних. Якщо в тестовій вибірці є розбіжності в рівнях легування бази з тренувальним набором, то доцільно використовувати тільки Deep Neural Network. Застосування алгоритму Support Vector Regression для данної задачі є недоцільним.