Слайд 1 ---------------------------------------------------------------------------------------------------------

Доброго дня, шановні колеги. Мене звати Завгородній Олексій. Тема моєї доповіді — застосування моделей комп’ютерного зору до оцінки концентрації заліза у кремнієвих сонячних елементах.

Слайд 2 ---------------------------------------------------------------------------------------------------------

Сонячні елементи є важливим джерелом чистої, відновлюваної енергії, тому покращення їх ефективності та довговічності є важливим напрямком для нас сьогодні. Метою цієї роботи є визначення концентрації домішкового заліза у кремнієвих сонячних елементах на основі аналізу релаксації струму короткого замикання, із застосуванням сучасних моделей комп’ютерного зору та Transfer Learning. В роботі представлено інтеграцію вейвлет-аналізу та моделі EfficientNetB7 для визначення концентрації домішкового заліза. Наш підхід забезпечує високу точність прогнозування навіть при малих тренувальних вибірках, що є критично важливим для реальних фізичних експериментів.

Слайд 3 ----------------------------------------------------------------------------------------------------------

Для моделювання тренувального набору даних використовували програмний пакет SCAPS останньої актуальної версії. SCAPS в автоматичному режимі враховує температурні залежності загального вигляду тільки для досить обмеженого кола параметрів матеріалу, тому враховувалися додатково перелічені на слайді температурні та концентраційні залежності.

Слайд 4 -----------------------------------------------------------------------------------------------------------

Для підготовки тренувальної бази даних ми змоделювали часові залежності струму короткого замикання для кремнієвих сонячних елементів з різними концентраціями заліза та бору. До отриманих залежностей застосовувалося неперервне вейвлет-перетворення з використанням вейвлета Морле, що дозволило отримати спектрограми у вигляді двовимірних зображень, де по одній осі відкладається час, по іншій - частота (або ж масштаб), а колір пікселя відображає амплітуду вейвлет-коефіцієнта. Саме ці спектрограми використовувалися як вхідні дані для моделі комп’ютерного зору EfficientNetB7, що дозволило перетворити фізичну задачу на задачу аналізу зображень.

Слайд 5 -----------------------------------------------------------------------------------------------------------

На наступному слайді наведено, як саме працює підхід Transfer Learning у нашій роботі. У верхній частині бачимо класичний сценарій: модель комп’ютерного зору, наприклад EfficientNetB7, спочатку навчається на великому датасеті ImageNet, що містить понад мільйон звичайних фотографій. На цьому етапі мережа вчиться розпізнавати базові ознаки зображень – такі як контури, текстури, форми – і класифікувати їх за тисячами класів, наприклад, коти, собаки тощо.

У нижній частині, показано, як ця методика переносяться на нашу задачу. Завдяки Transfer Learning ми використовуємо вже навчені згорткові шари цієї мережі для обробки наших спектрограм, отриманих із часових залежностей струму короткого замикання.

Вихідні ознаки, які формує EfficientNetB7 для кожної спектрограми, ми подаємо на вхід регресійної нейронної мережі. Вона вже навчається безпосередньо на нашому невеликому датасеті і прогнозує шуканий фізичний параметр - концентрацію домішкового заліза у кремнієвому сонячному елементі.

Слайд 6 -----------------------------------------------------------------------------------------------------------

Значення концентрацій бору варіювалися від 1015 до 1017 см⁻³, моделювання проводили в часовому діапазоні від 20 до 2920 секунд з кроком 100 секунд. Для кожного моменту часу створювалося 25 зразків із різними концентраціями заліза в діапазоні від 10¹⁰ до 10¹⁴ см⁻³ у логарифмічному масштабі.

Навчання регресійної моделі проводилося саме на цих даних, а тестування - на 10 нових значеннях концентрації заліза, які не входили в тренувальний набір, що дозволило оцінити здатність моделі до інтерполяції.

На графіках ви бачите співвідношення між істинними та передбаченими значеннями концентрації заліза для кожної концентрації бору.

Середня похибка прогнозу становить близько 16%, а коефіцієнт детермінації R² досягає 0.98, що свідчить про високу точність навіть при дуже малому навчальному наборі.

Слайд 7 ----------------------------------------------------------------------------------------------------------

На наступному слайді представлено порівняння основних метрик якості прогнозу для різних концентрацій бору. Важливо додати, що для кожної концентрації бору ми моделювали 25 унікальних зразків із різною концентрацією заліза, тобто отримували 25 вейвлет спектрограм. Щоб збільшити обсяг тренувальних даних і підвищити стійкість моделі, для кожного зображення застосовували аугментацію: тобто віддзеркалення по горизонталі та вертикалі, а також повороти на 90, 180 і 270 градусів. Таким чином, для кожної концентрації бору отримали 150 зображень, з яких 25 були оригінальними, а решта - трансформовані.

Як видно з таблиці, для більшості концентрацій бору модель демонструє високу точність: середня абсолютна відносна похибка (MAPE) у межах 14–27%, а коефіцієнт детермінації R² - до 0.98. Лише для NB = 10¹⁶ см⁻³ спостерігається суттєве зростання похибки та зниження R², що збігається з нашим попереднім дослідженням.

Слайд 8 -----------------------------------------------------------------------------------------------------------

Висновки

Отримані результати підтверджують перспективність використання Transfer Learning і сучасних моделей комп’ютерного зору для задач фізики напівпровідників, зокрема для визначення концентрації заліза у КСЕ. Запропонований метод дозволяє досягати високої точності прогнозу навіть при малих тренувальних вибірках.