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 ---------------------------------------------------------------------------------------------------------

Штучний інтелект знаходить все більше застосування у фізиці напівпровідників, включно із вирішенням завдань, пов’язаних з характеризацією дефектів, однак його ефективне впровадження часто обмежене браком експериментальних даних для тренування відповідних моделей. Для вирішення цієї проблеми ми представляємо методику, що базується на перетворенні змодельованих залежностей струму короткого замикання у вейвлет-спектрограми, які надалі використовуються як вхідні дані для моделі комп’ютерного зору EfficientNetB7. Наш підхід грунтується на методиці Transfer Learning, що передбачає використання попередньо навченої на великому наборі зображень моделі комп’ютерного зору.

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

Для підготовки тренувальної бази даних ми змоделювали часові залежності струму короткого замикання для кремнієвих сонячних елементів, що містили домішкове залізо. Моделювання проводили в часовому діапазоні від 20 до 2920 секунд з кроком 100 секунд, після інтенсивного освітлення сонячних елементів. Для кожного моменту часу ми моделювали сонячні елементи в діапазоні концентрацій бору з 1015 до 1017 см-3 та в діапазоні концентрацій заліза від 1010 до 1014 см⁻³. Загалом було використано 9 концентрацій бору та 25 концентрацій заліза, що в результати дало нам 225 зразків.

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

Для моделювання структури ми 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 для кремнію.

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

До отриманих кривих релаксації 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 6 -----------------------------------------------------------------------------------------------------------

На наступному слайді наведено, як саме працює підхід Transfer Learning. Модель комп’ютерного зору, спочатку навчається на великому датасеті ImageNet. На цьому етапі вона вчиться розпізнавати базові ознаки зображень – такі як контури, форми, текстури – і класифікувати їх за тисячами класів, наприклад, коти, собаки тощо. Під час моделювання ми використовували 25 різних концентрацій заліза, що дало змогу створити 25 вейвлет-спектрограм для кожної концентрації бору. Додатково ми відзеркалювали зображення по вертикалі та горизонталі а також повертали на кути 90, 180 та 270 градусів, щоб розширити оригінальний датасет з 25 до 150 картинок. Далі, завдяки Transfer Learning ми використовуємо вже навчені згорткові шари цієї мережі для обробки наших вейвлет-спектрограм.

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

Вихідні ознаки, які формує EfficientNetB7 для кожної спектрограми, ми подаємо на вхід регресійної нейронної мережі. Структура такої мережі наведена на слайді, її мета – визначення концентрації заліза по вхідному тензору з 1000 вихідних ознак мережі EfficientNetB7. Більш детальна структура та гіперпараметри такої мережі наведені на слайді.

Слайд 8 -----------------------------------------------------------------------------------------------------------На графіках ви бачите співвідношення між істинними та передбаченими значеннями концентрацій заліза для 9ти концентрації бору. Для тестування регресійних мереж ми використовували 10 вейвлет-спектрограм змодельованих в SCAPS`i з такими концентраціями заліза, які не входили в тренувальний набір даних.

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

Слайд 9 ----------------------------------------------------------------------------------------------------------

На наступному слайді представлено порівняння основних метрик якості прогнозу для різних концентрацій бору.

Як видно з таблиці, для більшості концентрацій бору маємо високу точність прогнозів: середня абсолютна відносна похибка (MAPE) у межах 14–27%, а коефіцієнт детермінації R² - до 0.98. Лише для концентрації бору 10¹⁶ см⁻³ спостерігається суттєве зростання похибок та суттєве зменшення R².

Слайд 10 ---------------------------------------------------------------------------------------------------------

Цікаво, що результати корелюють з минулим нашим дослідженням, де ми аналізували вплив дисоціації пар залізо-бор на струм короткого замикання та на інші параметри фотоелектричного перетворення. Як можна бачити, для концентрації бору в околі 1016 ми отримали найгірші метрики, що на нашу думку пов’язано зі слабкою залежністю струму короткого замикання від концентрації заліза.

Слайд 11 ---------------------------------------------------------------------------------------------------------

Висновки

«На слайді»