



Х УКРАЇНСЬКА НАУКОВА КОНФЕРЕНЦІЯ З ФІЗИКИ НАПІВПРОВІДНИКІВ УНКФН–10

ТЕЗИ ДОПОВІДЕЙ



Національна академія наук України
Міністерство освіти та науки України
Наукова рада з проблеми «Фізика напівпровідників
і діелектриків» при Відділенні фізики і астрономії
Національної академії наук України
Українське фізичне товариство
Академія наук вищої школи України
Інститут фізики напівпровідників ім. В.Є. Лашкарьова НАН України
Ужгородський національний університет
Інститут електронної фізики НАН України

*Конференція присвячена 100-річчю
з дня народження проф. П.І. Баранського і
75-річчю з дня заснування фізико-математичного факультету УжНУ.*

**X УКРАЇНСЬКА НАУКОВА
КОНФЕРЕНЦІЯ З ФІЗИКИ
НАПІВПРОВІДНИКІВ
УНКФН–10**

**X UKRAINIAN SCIENTIFIC
CONFERENCE ON PHYSICS
OF SEMICONDUCTORS
(USCPS-10)**

**ТЕЗИ ДОПОВІДЕЙ
ABSTRACTS**

**Ужгород, Україна
26 - 30 травня 2025**

**Uzhhorod, Ukraine
May 26-30, 2025**

Застосування моделей комп'ютерного зору до оцінки концентрації заліза у кремнієвих сонячних елементах

О. В. Завгородній, О. Я. Оліх

Київський національний університет імені Тараса Шевченка,

Україна, 01601, місто Київ, вул. Володимирська, 64/13

nevermor464@gmail.com, olegolikh@knu.ua

Штучний інтелект знаходить все більше застосування у різноманітних галузях фізики напівпровідників, включно із вирішенням завдань, пов'язаних із характеристизацією дефектів [1]. Проте однією з проблем ефективного застосування подібних методів є необхідність значної кількості даних для тренування відповідних моделей. Як правило, отримати з експерименту необхідний обсяг даних практично неможливо і тому застосовують моделювання (що нерідко є дуже вимогливим з точки зору часових та розрахункових затрат), Physics-Informed Neural Networks (які передбачають використання фізичних законів у функції втрат і дозволяють генерувати дані) чи Transfer Learning (коли модель, навчена на одній задачі, використовується для розв'язання іншої, пов'язаної задачі).

З іншого боку, задача комп'ютерного зору є однією з класичних проблем машинного навчання. Існують величезні набори даних, які дозволяють якісно навчати відповідні моделі, що, в свою чергу, перебувають у вільному доступі. Метою цієї роботи є дослідження можливості використання моделей класифікації зображень (на прикладі EfficientNetB7, що містить ~66 млн. параметрів, навчалася на ~1.2 млн зображень) до вирішення фізичних задач (визначення концентрації домішкового заліза N_{Fe} у кремнієвих сонячних елементах КСЕ).

Один з методів оцінки N_{Fe} базується на вивченні кінетики релаксації струму короткого замикання I_{SC} після розпаду пар залізо-бор[2]. В роботі

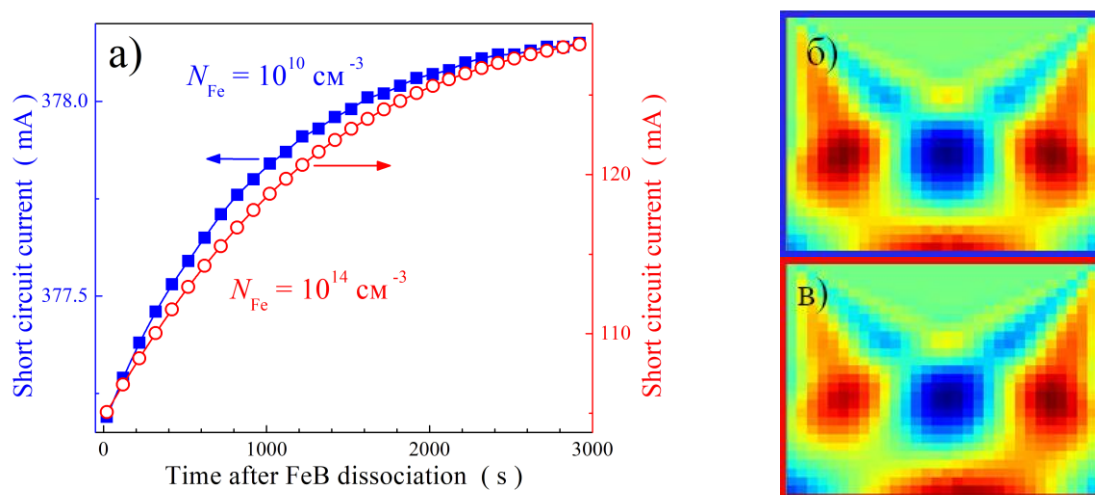


Рис. 1. Змодельовані для температури 340 К залежності $I_{SC}(t)$ (а) для КСЕ з концентрацією бору в базі $N_B = 10^{15} \text{ cm}^{-3}$ та відповідні вейвлет спектрограми

(б, в). N_{Fe} , см^{-3} : 10^{10} (квадрати, б), 10^{10} (кола, в).

подібні залежності $I_{\text{SC}}(t)$ були змодельовані для КСЕ з певним ступенем легування бази $N_{\text{В}}$ та різною концентрацією заліза за допомогою програмного пакету SCAPS – див. рис.1,а. Особливості моделювання описані в [3]. Застосування до $I_{\text{SC}}(t)$ вейвлет перетворення Морле дозволило отримати спектрограму у вигляді двовимірного зображення, кожна точка якого відповідає амплітуді вейвлет коефіцієнта для певних моменту часу та частоти (рис.1,б-в). Зображення використовувалися як вхідні дані для EfficientNetB7, вихідні коефіцієнти якої (ймовірності того, що картинка належить до кожного з 1000 класів) оброблювалися регресійною глибокою нейронною мережею (ГНМ), безпосередньо орієнтованою на визначення N_{Fe} . ГНМ складалася з 3 схованих шарів, використовувала активаційну функцію ReLu та оптимізатор Adam. Для навчання ГНМ проводилося моделювання залежностей $I_{\text{SC}}(t)$, які відповідали всього 25 різним значенням N_{Fe} , рівномірно розподіленим у логарифмічному масштабі в діапазоні 10^{10} - 10^{14} см^{-3} . Під час навчання проводилася аугментація зображень з використанням поворотів та віддзеркалень. Для тестування використовувалися дані, отримані в результаті моделювання, проведеного для значень концентрацій заліза, відмінних від тренувального набору. Результати для двох КСЕ з різною концентрацією бору представлені на Рис.2. Середня похибка прогнозів становить близько 16%, коефіцієнт детермінації R^2 – до 0,98. Зважаючи на надзвичайно малий розмір тренувального набору, отримані результати свідчать про значний потенціал Transfer Learning з використанням вейвлет-перетворень та моделей комп'ютерного зору для вирішення задач фізики напівпровідників.

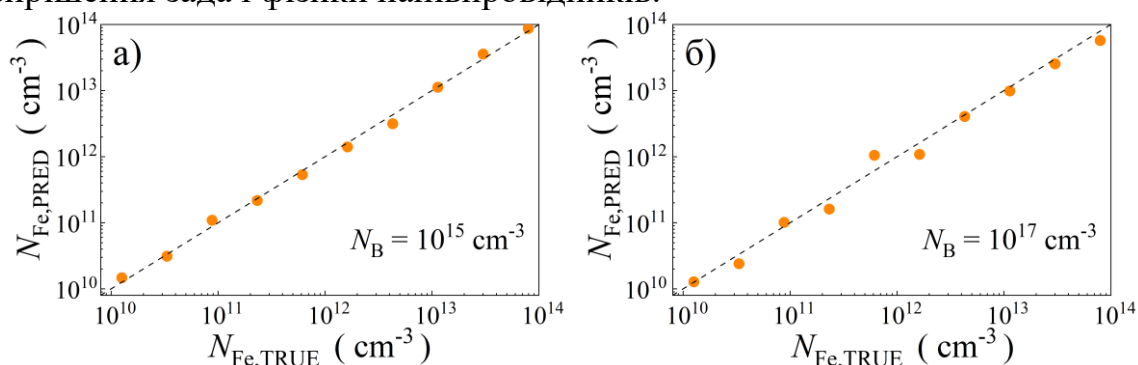


Рис.2. Співвідношення між передбаченими $N_{\text{Fe,PRED}}$ та істинними $N_{\text{Fe,TRUE}}$ значеннями концентрації заліза для тестового набору. $N_{\text{В}}$, см^{-3} : 10^{15} (а), 10^{17} (б). Пунктирна лінія – пряма істинності, наведена для зручності

О.О. висловлює подяку за фінансову підтримку роботи Національному фонду досліджень України (проект № 2023.03/0252).

- [1] S. Wang *et al.* Sol. Energy Mater. Sol. Cells **277**, 113123 (2024)
- [2] O. Olikh, V. Kostylyov *et al.* J. Appl. Phys. **130**, 235703 (2021)
- [3] O. Olikh, O. Zavhorodnii. Mater. Sci. Eng. B. **317**, 118192 (2025)