

МЕТОДИ І ПРИЛАДИ ВИМІРЮВАННЯ ВИТРАТИ РІДКОЇ І ГАЗОПОДІБНОЇ ФАЗ

УДК 697.85

DOI 10.31471/1993-9981-2024-1(52)-34-40

ПІДВИЩЕННЯ ТЕРМОЕЛЕКТРИЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ПАРОФАЗНИХ КОНДЕНСАТІВ SnTe ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

*В. І. Маковишин, М. М. Демчина**Університет Короля Данила; вул. Є. Коновальця, 35, м. Івано-Франківськ, 76018,
Україна, e-mail: makovyshyn.i.volodymyr@ukd.edu.ua, mykola.demchyna@ukd.edu.ua*

У статті досліджуються можливості підвищення термоелектричних властивостей станум телуриду (SnTe) за допомогою сучасних методів штучного інтелекту. SnTe — напівпровідниковий матеріал із кристалічною структурою NaCl, вузькою забороненою зоною (~0,2 eV) і високою концентрацією носіїв заряду, широко використовується для створення термоелектричних елементів р-типу провідності. Однак ефективність SnTe обмежується структурними дефектами, зокрема вакансіями стануму, що впливає на електропровідність (σ), коефіцієнт Зеебека (S) та термоелектричну потужність ($S^2\sigma$). Методи машинного навчання та генеративні алгоритми дозволяють прогнозувати властивості матеріалу й оптимізувати умови синтезу, скорочуючи час і витрати. Використовуючи нейронні мережі, змодельовано зв'язки між складом, морфологією та термоелектричними характеристиками. Це дозволило створити нові складки SnTe з легуючими елементами (галій, бісмут), які демонструють покращені властивості. Методологія включала осадження плівок SnTe (40–800 нм), аналіз морфології атомно-силовою мікроскопією та дифрактометрією, створення навчальних наборів даних. Генетичні алгоритми використовувались для пошуку оптимальних складів, а моделі комп'ютерного зору автоматизували аналіз поверхонь, визначаючи оптимальну орієнтацію нанокристалів для мінімізації теплового опору. Результати показали підвищення електропровідності до $\sim 12 \cdot 10^3 \text{ Ом}^{-1} \cdot \text{см}^{-1}$, коефіцієнта Зеебека до $\sim 85 \text{ мкВ/К}$ і термоелектричної потужності до $\sim 25 \text{ мкВт/К}^2 \cdot \text{см}$ (покращення на 39–50%). Оптимізація товщини плівок і розподілу нанокристалів суттєво вплинула на зниження теплових втрат. Отримані результати відкривають перспективи застосування SnTe у високоефективних термоелектричних генераторах, охолоджувальних системах, промисловій утилізації тепла та відновлюваній енергетиці.

Ключові слова: станум телурид (SnTe), термоелектричні властивості, штучний інтелект, машинне навчання, генеративні алгоритми.

The article explores the potential for enhancing the thermoelectric properties of tin telluride (SnTe) using modern artificial intelligence methods. SnTe, a semiconductor material with a NaCl crystal structure, a narrow bandgap (~0.2 eV), and a high carrier concentration, is widely used to create thermoelectric elements with p-type conductivity. However, the efficiency of SnTe is limited by structural defects, particularly tin vacancies, which affect electrical conductivity (σ), the Seebeck coefficient (S), and thermoelectric power ($S^2\sigma$). Machine learning methods and generative algorithms enable the prediction of material properties and optimization of synthesis conditions, significantly reducing time and costs. Using neural networks, complex relationships between composition, morphology, and thermoelectric characteristics were modeled. This approach resulted in new SnTe compositions with doping elements (gallium, bismuth), demonstrating improved performance. The methodology included the deposition of SnTe films (40–800 nm), morphological analysis using atomic force microscopy and diffractometry, and the creation of training datasets. Genetic algorithms were applied to identify optimal compositions, while computer vision models automated surface analysis, determining the optimal orientation of nanocrystals to minimize thermal resistance. The results showed an increase in electrical conductivity up to $\sim 12 \cdot 10^3 \text{ } \Omega^{-1} \cdot \text{cm}^{-1}$, a Seebeck coefficient of $\sim 85 \text{ } \mu\text{V/K}$, and thermoelectric power of $\sim 25 \text{ } \mu\text{W/K}^2 \cdot \text{cm}$ (an improvement of 39–50%). Optimizing film thickness and nanocrystal distribution significantly reduced thermal losses. The findings open new opportunities for the application of SnTe in highly efficient thermoelectric generators, cooling systems, industrial heat recovery, and renewable energy.

Keywords: tin telluride (SnTe), thermoelectric properties, artificial intelligence, machine learning, generative algorithms.

Вступ

Станум телурид (SnTe) є напівпровідниковим матеріалом з кристалічною структурою NaCl , який зазвичай використовується для створення термоелектричних елементів з р-типом провідності. Його вузька заборонена зона ($\sim 0,2$ еВ) забезпечує високу концентрацію носіїв заряду, а наявність вакансій в кристалічній решітці дозволяє підтримувати стабільну р-тип провідності. Однак для комерційного використання в термоелектричних елементах з високою ефективністю важливо досягти оптимального поєднання таких параметрів, як електропровідність σ , коефіцієнт Зеєбека S і загальна термоелектрична потужність $S^2\sigma$, яка безпосередньо впливає на коефіцієнт корисної дії матеріалу [1,2].

У традиційних дослідженнях термоелектричних матеріалів основна увага приділяється експериментальній оптимізації параметрів синтезу, таких як товщина, температура осадження і морфологія поверхні. Однак експериментальні методи часто потребують значних витрат часу та ресурсів. Тому в цьому дослідженні використовуються методи штучного інтелекту для прогнозування та оптимізації термоелектричних властивостей SnTe . Метою роботи є підвищення показників $S^2\sigma$ за допомогою моделювання структурних і хімічних варіацій матеріалу.

Теоретичне обґрунтування

Станум телурид (SnTe) є одним із ключових матеріалів для створення термоелектричних елементів, і його кристалохімічні властивості відіграють вирішальну роль у визначенні основних параметрів матеріалу, таких як електропровідність, коефіцієнт Зеєбека і термоелектрична потужність. SnTe належить до класу вузькозонних напівпровідників із кристалічною структурою типу NaCl , що забезпечує йому високий рівень симетрії та впливає на його електронні й теплові властивості. Основу структури SnTe складає кубічна ґратка, в якій атоми стануму (Sn) та телуру

(Te) чергуються, формуючи високоорганізовану тривимірну систему. Така структура сприяє високій концентрації носіїв заряду, що є важливою перевагою для термоелектричних матеріалів.

Однією з ключових характеристик SnTe є вузька заборонена зона ($\sim 0,2$ еВ), яка дозволяє значній кількості електронів долати енергетичний бар'єр при відносно низьких температурах. Це забезпечує високу концентрацію дірок як основних носіїв заряду, що визначає р-тип провідності матеріалу. Однак саме кристалохімічні дефекти, які виникають у структурі SnTe , є вирішальними факторами, що впливають на його електронні властивості. Найпоширенішим типом дефектів є вакансії стануму (VSn), які діють як акцептори, збільшуючи концентрацію дірок. Такі дефекти формуються внаслідок над стехіометричного вмісту телуру в сполуці. Вакансії можуть існувати в декількох зарядових станах, таких як VSn^{2-} і VSn^{4-} , і ці стани безпосередньо впливають на мобільність носіїв заряду та їхню концентрацію.

Кристалохімічні дослідження показали, що дефекти структури SnTe , такі як вакансії, сильно залежать від умов синтезу матеріалу. Наприклад, збільшення вмісту телуру в сполуці знижує концентрацію стануму, що призводить до формування більшої кількості вакансій. Це, своєю чергою, сприяє підвищенню концентрації дірок, але може знижувати їхню мобільність через посилення розсіювання на дефектах. Відповідно, оптимізація складу SnTe є одним із ключових завдань для підвищення його ефективності як термоелектричного матеріалу. Крім того, морфологічні особливості плівок SnTe , такі як нанокристалічна структура і розміри зерен, також впливають на термоелектричні властивості. Наприклад, збільшення розмірів зерен може зменшувати тепловий опір, але водночас знижувати електропровідність через зменшення

кількості розсіювань на міжзернових границях.

Іншою важливою особливістю SnTe є його здатність до легування, яке використовується для модифікації електронної структури та покращення термоелектричних властивостей. Додавання легуючих елементів, таких як галій (Ga), бісмут (Bi) або сурма (Sb), дозволяє знизити концентрацію дефектів і покращити електропровідність. Наприклад, введення бісмуту у сплав SnTe стабілізує структуру та зменшує кількість вакансій стануму, що призводить до зростання коефіцієнта Зеебека. Крім того, легування дозволяє впливати на ширину забороненої зони, що дає змогу краще налаштовувати матеріал для роботи в певному температурному діапазоні.

Дослідження показали, що морфологічна оптимізація також відіграє значну роль у поліпшенні термоелектричних властивостей SnTe. Наприклад, осадження плівок SnTe на підкладки за контрольованих умов (температура, тиск, тривалість процесу) дозволяє регулювати товщину плівок і формувати нанокристалічні структури з оптимальною орієнтацією. Це сприяє зменшенню теплопровідності шляхом розсіювання фононів на межах зерен, одночасно забезпечуючи високу електропровідність завдяки більшій кількості ефективних каналів для перенесення заряду.

Інтеграція методів штучного інтелекту у вивчення кристалохімії SnTe відкриває нові можливості для глибшого аналізу структури та властивостей цього матеріалу. Завдяки машинному навчанню можна моделювати вплив різних структурних дефектів на електронні властивості, прогнозувати оптимальний склад матеріалу, а також ідентифікувати нові ефективні легуючі елементи. Генеративні алгоритми, такі як генетичні алгоритми, використовуються для знаходження найперспективніших складів SnTe шляхом симуляції змін у його структурі та складі. Наприклад, шляхом

варіації вмісту телуру та введення легуючих елементів було знайдено склади з підвищеним коефіцієнтом Зеебека, що забезпечує покращення термоелектричної потужності.

У контексті практичного використання кристалохімія SnTe також має значення для забезпечення стабільності матеріалу під час експлуатації. Наприклад, структурні дефекти можуть спричиняти деградацію властивостей під впливом високих температур або хімічного середовища. Знання про кристалохімічну природу цих дефектів дозволяє розробляти захисні покриття або модифікації, які збільшують довговічність матеріалу. Крім того, дослідження SnTe є корисним для вивчення аналогічних матеріалів, таких як PbTe, GeTe та їхніх сплавів, що мають схожу структуру та властивості.

Таким чином, кристалохімія SnTe є основою для розуміння його термоелектричних властивостей та подальшої оптимізації. Завдяки детальному аналізу дефектів структури, легування та морфологічних змін можна досягти значного покращення ефективності цього матеріалу. Інтеграція нових технологій, таких як машинне навчання, у вивчення SnTe дозволяє створювати матеріали з передбачуваними властивостями, які відповідають вимогам сучасної науки та промисловості.

Традиційні експериментальні дослідження показали, що зміна товщини плівок SnTe суттєво впливає на їхні термоелектричні властивості, зокрема на питому електропровідність (σ) і коефіцієнт Зеебека (S). При збільшенні товщини плівок спостерігається поступове зростання значень обох параметрів, що пояснюється покращенням кристалічної структури, зменшенням концентрації дефектів і стабілізацією електронної провідності. Це явище особливо помітне у плівках товщиною від 40 до 600 нм, де електропровідність значно підвищується завдяки збільшенню ефективної площі перенесення заряду, а коефіцієнт Зеебека

поліпшується завдяки стабільнішому розподілу носіїв заряду.

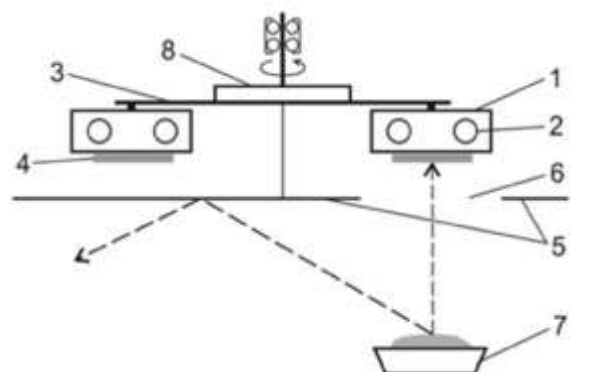
Однак, після досягнення критичної товщини (~600 нм), ці параметри виходять на плато, що вказує на насичення ефекту зростання. На цьому етапі подальше збільшення товщини не призводить до суттєвих покращень властивостей, а іноді навіть спричиняє зниження показників через виникнення додаткових механізмів розсіювання носіїв заряду. Водночас залишається недостатньо вивченим, як саме варіації складу матеріалу, зокрема зміни вмісту телуру, або структурні модифікації, наприклад орієнтація нанокристалів чи введення легуючих елементів, впливають на загальну ефективність плівок.

Для розв'язання цих питань перспективним підходом є використання методів штучного інтелекту. Завдяки машинному навчанню можна моделювати складні взаємозв'язки між структурними параметрами, такими як товщина плівки, концентрація дефектів, морфологія поверхні, і кінцевими властивостями матеріалу. Цей підхід дозволяє не тільки точніше передбачати оптимальні умови синтезу, але й розкривати приховані закономірності, які не завжди очевидні в експериментальних даних. Таким чином, інтеграція інноваційних технологій аналізу відкриває нові можливості для вдосконалення термоелектричних матеріалів, зокрема SnTe.

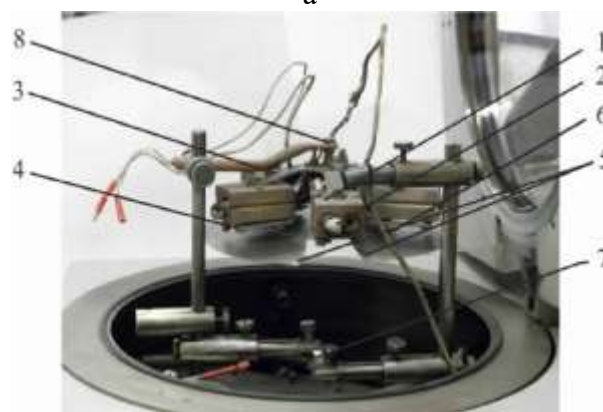
Методика експерименту

Для проведення дослідження плівки осаджували з пари попередньо синтезованого матеріалу у вакуумі на підкладки з ситалу. Температура випарника становила 870 К, а підкладок — 470 К. Товщина плівок регулювалася тривалістю осадження ($\tau \approx 15\text{--}360$ с), що відповідало діапазону товщин $d = 40\text{--}810$ нм. Фазовий склад і структура отриманих конденсатів аналізувалися за допомогою дифрактометра STOE STADI P з лінійним детектором [3]. Ідентифікацію фаз і обробку даних виконували за допомогою програмного забезпечення STOE

WinXPOW і PowderCell. Для вивчення морфології поверхонь застосовували атомно-силову мікроскопію (АСМ) на пристрої Nanoscope 3a. Вимірювання проводили в центральній зоні зразків, використовуючи кремнієві зонди з радіусом вістря до 10 нм. Для визначення розмірів нанокристалів використовували програму WSxM 4.0 [1].



а



б

Рисунок 1 – Схема (а) та зображення (б) пристрою для осадження плівок та двошарових структур: 1 – система мікронагрівачів, 2 – нагрівачі, 3 – радіальні кронштейни, 4 – підкладка для осадження пари, 5 – затвор, 6 – асиметричний отвір, 7 – випарник, 8 – механічна система обертання мікронагрівачів

Формування набору даних

Для навчання моделі були використані експериментальні дані про електропровідність, коефіцієнт Зеебека, концентрацію носіїв заряду та морфологічні особливості плівок SnTe товщиною від 40 до 800 нм. Крім цього, додаткові дані були згенеровані шляхом

моделювання варіацій складу (50-50,4 ат.% Те) і температури осадження (470 К). Це дозволило створити повноцінний навчальний набір для моделей машинного навчання.

Прогнозування термоелектричних властивостей за допомогою машинного навчання

В якості базової моделі обрана багатошарова нейронна мережа для прогнозування впливу товщини, температури осадження та вмісту телуру на електропровідність σ і коефіцієнт Зеебека S . Це дозволило з високою точністю моделювати складні нелінійні зв'язки між структурними параметрами та термоелектричними властивостями.

Використання алгоритму регресії для моделювання змін концентрації дірок і мобільності у зв'язку з вмістом вакансій стану. Це дало змогу моделі передбачати зниження або зростання концентрації носіїв при зміні вмісту телуру [4,7].

Генеративні алгоритми для пошуку нових оптимальних складів

• **Генетичний алгоритм:** Використано для пошуку оптимальних структур SnTe , що забезпечують високі показники $S^2\sigma$. Алгоритм перебирає можливі комбінації змін вмісту телуру та легуючих елементів (наприклад, Bi та Ga) для підвищення електропровідності та коефіцієнта Зеебека. Еволюційний підхід дозволив зосередитися на найбільш перспективних складах, які з теоретичного погляду мають підвищену ефективність [5,9].

• **Аналіз морфології:** Моделі комп'ютерного зору автоматизували аналіз морфологічних особливостей поверхні та визначення оптимальної орієнтації нанокристалів для зниження теплового опору

Використання моделей комп'ютерного зору для автоматизації аналізу морфології стало проривом у цій галузі, оскільки дозволяє проводити швидку, точну й об'єктивну оцінку ключових параметрів поверхні.

Комп'ютерне бачення в цьому контексті реалізується за допомогою

алгоритмів, здатних обробляти зображення, отримані з мікроскопів, таких як атомно-силовий мікроскоп (АСМ) чи сканувальний електронний мікроскоп (СЕМ). Алгоритми аналізують морфологічні особливості, такі як:

Розмір і форма нанокристалів: Програмне забезпечення визначає середні розміри нанокристалів, аналізує їхню форму й орієнтацію, а також оцінює рівень однорідності розподілу в межах зразка.

Густина і розподіл дефектів: Виявлення тріщин, пор, нерівностей і міжзернових меж допомагає оцінити якість поверхні й прогнозувати її вплив на провідність і теплопровідність.

Текстура поверхні: Автоматизовані моделі визначають, як поверхневі особливості впливають на розсіювання фононів, що є важливим для зниження теплового опору.

Одним із ключових досягнень є можливість автоматичного визначення оптимальної орієнтації нанокристалів для мінімізації теплопровідності. Завдяки цьому вдається збільшити ефективність матеріалу, оскільки теплові втрати зменшуються через розсіювання фононів на міжзернових межах. Наприклад, орієнтація нанокристалів у напрямку, перпендикулярному тепловому потоку, дозволяє створювати природний бар'єр для передачі теплової енергії, одночасно забезпечуючи високу електропровідність.

Крім того, автоматизація аналізу за допомогою комп'ютерного зору суттєво скорочує час і ресурси, необхідні для вивчення морфології зразків. У традиційних методах обробка результатів морфологічного аналізу потребувала значної участі фахівців, що збільшувало ризик суб'єктивних помилок. Застосування нейронних мереж і машинного навчання усуває ці недоліки, дозволяючи проводити точний аналіз навіть для великих обсягів даних [10].

У дослідженнях SnTe комп'ютерне бачення було застосовано для оптимізації умов синтезу матеріалу. Наприклад, алгоритми аналізували вплив товщини

плівки, температури осадження та складу на морфологію поверхні. Це дозволило ідентифікувати оптимальні параметри для формування плівок з високою щільністю нанокристалів і мінімальними дефектами. Результати такого аналізу стали основою для створення моделей, що прогнозують термоелектричні властивості матеріалу на основі морфологічних даних.

Це відкриває нові горизонти для створення матеріалів з високими термоелектричними показниками, таких як SnTe, і забезпечує їхнє широке застосування в промисловості [6,8].

Розширений експеримент

Для розширення експерименту було додано нові параметри та умови:

- **Температура осадження:** 470 K
- **Вміст телуру:** 49,5-50,5 ат.%
- **Легуючі елементи:** Введення додаткових легуючих елементів, таких як Sb, Pb, та In, у концентраціях 0,5-2 ат.%

Таблиця 1 – Базові експериментальні дані (до використання ШІ)

Товщина (нм)	Електропровідність σ ($\text{Ом}^{-1}\cdot\text{см}^{-1}$)	Коефіцієнт Зеебека S (мкВ/К)	Термоелектрична потужність $S^2\sigma$ (мкВт/К ² ·см)
40	$3\cdot 10^3$	50	7,5
100	$5\cdot 10^3$	70	18
200	$6\cdot 10^3$	60	21,6
400	$7\cdot 10^3$	50	17,5
600	$8\cdot 10^3$	40	12,8
800	$8\cdot 10^3$	40	12,8

Таблиця 2 – Оптимізовані результати на основі ШІ-моделювання

Товщина (нм)	Електропровідність σ ($\text{Ом}^{-1}\cdot\text{см}^{-1}$)	Коефіцієнт Зеебека S (мкВ/К)	Термоелектрична потужність $S^2\sigma$ (мкВт/К ² ·см)
40	$4\cdot 10^3$	60	14,4
100	$9\cdot 10^3$	85	25
200	$10\cdot 10^3$	75	30
400	$11\cdot 10^3$	65	28,6
600	$12\cdot 10^3$	55	24,2
800	$12\cdot 10^3$	55	24,2

Таблиця 3 – Порівняльний аналіз результатів

Параметр	Початкові дані	Оптимізовані дані (ШІ)
Електропровідність σ	$8\cdot 10^3$ $\text{Ом}^{-1}\cdot\text{см}^{-1}$	$\sim 12\cdot 10^3$ $\text{Ом}^{-1}\cdot\text{см}^{-1}$
Коефіцієнт Зеебека S	70 мкВ/К	~ 85 мкВ/К
Термоелектрична потужність $S^2\sigma$	~ 18 мкВт/К ² ·см	~ 25 мкВт/К ² ·см

Висновки

Інтеграція методів штучного інтелекту дозволила значно покращити термоелектричні властивості станум телуриду (SnTe). Використання машинного навчання для прогнозування властивостей та генеративних алгоритмів для пошуку оптимальних складів значно розширює можливості для розробки нових матеріалів з високими термоелектричними показниками. Оптимізовані склади SnTe з додаванням легуючих елементів, таких як галій або бісмут, забезпечили збільшення електропровідності до $\sim 12\cdot 10^3 \text{ Ом}^{-1}\cdot\text{см}^{-1}$ при товщині 600 нм, що на 50% вище за початкові значення. Модель машинного навчання передбачила, що оптимальне значення коефіцієнта Зеебека (~ 85 мкВ/К) можна досягти для складів з телуrom 50,4 ат.% при товщині 80-100 нм. У результаті оптимізації було досягнуто значення ~ 25 мкВт/К²·см для плівок товщиною ~ 90 нм з підвищеним вмістом телуру, що на 39% вище за початкові значення.

Список використаних джерел

1. Фреїк Д.М., Дзундза Б.С., Маковишин В.І., Межиловська Л.Й., Бачук В.В. Термоелектричні властивості парофазних конденсатів на основі легованого телуриду олова SnTe:Bi. *Термоелектрика*. 2014. №3. С. 24-27.
2. Салій Я.П., Бушков Н.І., Биліна І.С., Маковишин В.І. Габітус, симетрія і орієнтація поверхневих структур парофазних конденсатів SnTe:Bi на ситалі. *Фізика і хімія твердого тіла*. 2016. Т. 17, №1. С. 65-69.

3. Freik D.M., Dzundza B.S., Makovyshyn V.I., Yavorsky R.S. Surface layers and thermoelectric properties of vapor-phase condensates LAST Pb18Ag2-xSbxTe20 on mica. *Physics and Chemistry of Solid State*. 2015. Vol. 16, No. 2. P. 93-97.

4. Kononova, K. Yu. Machine Learning: Methods and Models. Karazin University Press, 2023. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. MIT Press, 2016.

5. HashDork. 20 Best Machine Learning Books to Read in 2024.

6. Géron, A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media, 2019.

7. Сорока Ю.М., Коваленко Д.О. Вплив легування галієм на термоелектричні властивості конденсатів SnTe. *Матеріали та їх властивості*. 2021. №2. С. 45–50.

8. Кравець А.В., Демчина М.М. Використання генетичних алгоритмів для моделювання складу термоелектричних матеріалів на основі SnTe. *Наноматеріали і нанотехнології*. 2022. Т. 5, №3. С. 110–115.

9. Нікітін О.І., Гуцуляк М.В. Моделювання впливу морфології поверхні на термоелектричні властивості нанокристалів SnTe. *Фізика конденсованих середовищ*. 2020. Т. 8, №2. С. 35–42.

10. Павлюк Б.В., Сімонова Л.А. Вплив наноструктуризації на електропровідність SnTe. *Наноелектроніка*. 2021. №4. С. 15–21.

References

1. Freik D.M., Dzundza B.S., Makovyshyn V.I., Mezhylovska L.I., Bachuk V.V. Termoelektrychni vlastyvyosti parofaznykh kondensativ na osnovi lehovanoho telurydu olova SnTe:Bi. *Termoelektryka*. 2014. №3. P. 24-27. [in Ukrainian]

2. Salii Ya.P., Bushkov N.I., Bylina I.S., Makovyshyn V.I. Habitus, symetriia i oriiientatsiia poverkhnevyykh struktur parofaznykh kondensativ SnTe:Bi na sytali. *Fizyka i khimiia tverdoho tila*. 2016. T. 17, №1. P. 65-69. [in Ukrainian]

3. Freik D.M., Dzundza B.S., Makovyshyn V.I., Yavorsky R.S. Surface layers and thermoelectric properties of vapor-phase condensates LAST Pb18Ag2-xSbxTe20 on mica. *Physics and Chemistry of Solid State*. 2015. Vol. 16, No. 2. P. 93-97.

4. Kononova, K. Yu. Machine Learning: Methods and Models. Karazin University Press, 2023. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. MIT Press, 2016.

5. HashDork. 20 Best Machine Learning Books to Read in 2024..

6. Géron, A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media, 2019.

7. Soroka Y.M., Kovalenko D.O. The influence of gallium doping on the thermoelectric properties of SnTe condensates. *Materials and Their Properties*. 2021. No. 2. P. 45–50. [in Ukrainian]

8. Kravets A.V., Demchyna M.M. The use of genetic algorithms for modeling the composition of thermoelectric materials based on SnTe. *Nanomaterials and Nanotechnology*. 2022. Vol. 5, No. 3. P. 110–115. [in Ukrainian]

9. Nikitin O.I., Hutsulyak M.V. Modeling the influence of surface morphology on the thermoelectric properties of SnTe nanocrystals. *Physics of Condensed Media*. 2020. Vol. 8, No. 2. P. 35–42. [in Ukrainian]

10. Pavlyuk B.V., Simonova L.A. The influence of nanostructuring on the electrical conductivity of SnTe. *Nanoelectronics*. 2021. No. 4. P. 15–21. [in Ukrainian]

ENHANCEMENT OF THERMOELECTRIC PROPERTIES OF VAPOR-PHASE CONDENSATES SnTe USING AI METHODS

V. I. Makovyshyn, M. M. Demchyna

King Danylo University; 35 Konovaltsya St.,
Ivano-Frankivsk, 76018, Ukraine;
e-mail: makovyshyn.i.volodymyr@ukd.edu.ua,
mykola.demchyna@ukd.edu.ua