

фізичному трактуванню. Завдання для формування компетентностей диференціювання мають базуватися на функціях, які відображають справжні співвідношення величин. Не варто шукати похідну надто складних функцій, натомість потрібно приділяти більше уваги розв'язанню задач, що мають практичне застосування в різних галузях науки і техніки, коли спостерігається нерівномірний перебіг процесів, наприклад: хімічні реакції, змінний струм, нерівномірний механічний рух.

Висновок. Білінгвальна програма з математики у класах з профільним гуманітарним напрямком навчання насамперед має бути спрямована на виховання суспільної культури учнів та формування математичної компетентності. Вона має сприяти засвоєнню математичних уявлень і знань, які є методами пізнання дійсності.

ЛІТЕРАТУРА

1. Болдарєва О., Карніцова С. Білінгвальне навчання на уроках математики у закладах загальної середньої освіти. Розвиток інтелектуальних умінь і творчих здібностей учнів та студентів у процесі навчання дисциплін природничо-математичного циклу «ІТМ*плюс – 2020»: матеріали міжнар. дистанц. наук.-метод. конф. (м. Суми, 2020 р.). Суми, 2020. С. 17–18.
2. Буковська О., Васильєва Д., Глобін О.І. Алгебра: підручник для 8 класу загальноосвіт. навч. закл. Київ: Педагогічна думка, 2016. 212 с.
3. Веретко Н. Інтеграція – один із аспектів реформування освітнього процесу нової української школи. Сучасна українська освіта: виклики, стратегії, технології: зб. наук. пр. Всеукр. наук.-практ. конф. (м. Дрогобич, 21–22 берез. 2024 р.). Дрогобич, 2024. С. 153–154.
4. Курінний О., Черкасова Т. Переваги й недоліки білінгвальної освіти в Україні та світі. Інноваційна педагогіка: наук. журн. Одеса, 2019. №13, т. 1. С. 110–113.

Дикун Дарина

Науковий керівник – проф. Ачкан Віталій

ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЧИСЕЛЬНИХ МЕТОДІВ У ПРИКЛАДНИХ ЗАДАЧАХ

Вступ. Сучасні прикладні задачі інженерії, економіки, фізики та інших галузей науки часто вимагають вирішення складних обчислювальних проблем, які неможливо розв'язати аналітично. Чисельні методи традиційно виступають основним інструментарієм для знаходження наближених розв'язків таких задач. Однак, зростаюча складність моделей та підвищення вимог до точності й ефективності обчислень ставлять нові виклики перед класичними чисельними алгоритмами. Машинне навчання динамічно розвивається протягом останнього десятиліття. Воно пропонує інноваційні підходи до вирішення обчислювальних проблем. Поєднання традиційних чисельних методів з технологіями машинного навчання відкриває новий напрямок досліджень, який має потенціал значно підвищити ефективність розв'язання складних прикладних задач. Взаємодія таких науковців як: К.Я. Бортник, О.В.Ольшевський, А.Л. Кирилюк дозволяють подолати фундаментальні обмеження класичних чисельних методів.

Мета даної статті є дослідження застосування окремих методів машинного навчання для підвищення ефективності чисельних методів при розв'язанні прикладних задач.

Машинне навчання може допомогти автоматизувати вибір оптимальних параметрів чисельних методів, замінити обчислювально затратні компоненти наближеними моделями та навіть запропонувати принципово нові підходи до розв'язання класичних задач.

Розглянемо сучасний стан досліджень у галузі застосування методів машинного навчання для оптимізації чисельних алгоритмів, проаналізуємо ключові досягнення та виклики, а також окреслимо перспективні напрямки подальших досліджень.

Останнє десятиліття характеризується значним зростанням інтересу до застосування методів машинного навчання для оптимізації чисельних алгоритмів. Зокрема, дослідження ActaMechanicaSinica [7] запропонували концепцію фізично-інформованих нейронних мереж (Physics-Informed Neural Networks, PINNs), які поєднують диференціальні рівняння з нейронними мережами для розв'язання прямих і обернених задач математичної фізики. Ця парадигма дозволяє вбудовувати фізичні закони безпосередньо в архітектуру нейронних мереж, забезпечуючи їх відповідність відомим фізичним принципам.

Паралельно з цим, робота Brunton представила метод розріджених ідентифікацій нелінійної динаміки (Sparse Identification of Nonlinear Dynamics, SINDy), який використовує методи машинного навчання для виявлення диференціальних рівнянь з експериментальних даних. Цей підхід дозволяє знаходити математичні моделі складних динамічних систем з мінімальною кількістю параметрів.

Одним із найбільш перспективних напрямків застосування машинного навчання є використання для прискорення обчислень у класичних чисельних методах. Дослідження [8] року продемонстрували, що згорткові нейронні мережі можуть бути використані для прискорення розв'язання рівнянь Нав'є-Стокса в задачах обчислювальної гідродинаміки. Їхній підхід дозволив скоротити час обчислень на кілька порядків порівняно з традиційними методами.

У роботі М.М. Климаш та інших учасників дослідження у 2018 році запропоновано використання рекурентних нейронних мереж для прогнозування поведінки хаотичних систем. Автори показали, що такий підхід дозволяє отримати більш точні довгострокові прогнози порівняно з класичними чисельними методами.

Також машинне навчання використовується у таких напрямках, як оптимізація дискретизації просторових та часових координат у чисельних методах, також у оптимізації часового кроку в методах інтегрування звичайних диференціальних рівнянь. Автори таких досліджень, показують, що такий підхід дозволяє автоматично обирати крок інтегрування залежно від локальної динаміки системи, що призводить знову ж до значного прискорення розрахунків і при цьому зберігається задана точність.

Особливо перспективним є застосування машинного навчання для розв'язання обернених задач та параметричної ідентифікації. Дослідження [6] демонструє використання умовних генеративно-змагальних мереж (GAN) для розв'язання обернених задач у обчислювальній

механіці рідини. Цей підхід дозволяє ефективно відновлювати початкові та граничні умови з неповних спостережень стану системи.

Робота[5] пропонує використання байєсівських нейронних мереж для параметричної ідентифікації з кількісною оцінкою невизначеності. Автори показують, що такий підхід дозволяє не лише знаходити оптимальні значення параметрів, але й оцінювати їх довірчі інтервали, що критично важливо для надійного прогнозування поведінки складних систем.

Машинне навчання успішно використовується для багато масштабного моделювання, яке є одним із найскладніших напрямків чисельних методів, де машинне навчання показує значні успіхи. Дослідження, яке було проведене у П.А Количевою демонструє використання графових нейронних мереж для зв'язування мікро- та макромасштабних моделей у матеріалознавстві. Цей підхід дозволяє ефективно передавати інформацію між різними масштабами, зберігаючи фізичний зміст моделі.

Робота Zobeiry та Humfeld пропонує використання глибоких нейронних мереж для створення сурогатних моделей мікромеханіки композитних матеріалів. Автори показують, що такий підхід дозволяє значно прискорити багатомасштабні розрахунки при проектуванні композитних конструкцій.

Машинне навчання відкриває нові можливості для оптимізації паралельних обчислень у чисельних методах. Такі демонструють використання нейронних мереж для оптимального розподілу обчислювального навантаження в методах доменної декомпозиції. Цей підхід дозволяє динамічно адаптувати стратегію розпаралелювання залежно від поточного стану обчислювальної системи та специфіки розв'язуваної задачі.

Генерація якісних обчислювальних сіток є важливим етапом багатьох чисельних методів, де машинне навчання також знаходить застосування. Дослідження [6] демонструє використання генеративних змагальних мереж для автоматичної генерації високоякісних сіток для методу скінченних елементів у задачах зі складною геометрією. Цей підхід дозволяє значно скоротити час, необхідний для підготовки обчислювальної моделі.

Робота А.М. Мельник, Є.В. Мелешко, В.В. Босько пропонує використання графових нейронних мереж для оптимізації топології сіток у методі скінченних елементів. Автори показують, що такий підхід дозволяє автоматично знаходити оптимальну структуру сітки, яка мінімізує обчислювальні витрати при збереженні заданої точності.

Висновки. Отже, застосування машинного навчання для оптимізації чисельних методів відкриває нові можливості у розв'язанні прикладних задач. Інтелектуальні алгоритми дозволяють підвищити ефективність обчислень, зменшити витрати ресурсів і покращити точність отриманих результатів. Зокрема, використання нейромережних методів глибинного навчання дає змогу автоматично налаштовувати параметри чисельних схем, прогнозувати збіжність алгоритмів та адаптувати обчислювальні моделі до специфічних задач. Однак, попри значний прогрес, залишається низка викликів, таких як інтерпретованість моделей, потреба у великій кількості навчальних даних та обчислювальні витрати. Проте, загалом, інтеграція

машинного навчання в чисельні методи є перспективним напрямком, що дозволяє значно розширити можливості сучасних обчислювальних підходів та підвищити ефективність вирішення складних інженерних і наукових задач.

ЛІТЕРАТУРА

1. Голубовський, М. П., & Ясній, В. П. (2024). Огляд застосування штучного інтелекту та машинного навчання у прикладній механіці. *Scientific Bulletin of Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas*, (1(56), 79–91.
2. Козак Ю. Г., Мацкул В. М. Математичні методи та моделі для магістрів з економіки. Практичні застосування: навч. посібн. К.: Центр учбової літератури, 2017. 254 с.
3. Елементи комп'ютерного моделювання. Лекція № 9. Ітераційні та прямі методи. Кафедра обчислювальної математики факультету кібернетики Київського національного університету імені Тараса Шевченка. URL: http://om.univ.kiev.ua/users_upload/15/upload/file/cm_lecture_09.pdf (дата звернення: 01.04.2025).
4. Розробка навчальної платформи для побудови, навчання та дослідження моделей штучного інтелекту / Н. Н. Шаповалова, Р. В. Печенін, Н. А. Вип. 104. С. 136-142. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2025.104119> (дата звернення: 02.04.2025).
5. Wang, X., He, X. (2019). Neural Graph Collaborative Filtering. The 42nd International ACM SIGIR conference on research and development in Information Retrieval, 165–174. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2025.104119> (дата звернення: 08.04.2025).
6. Лисюк, Р. О. Метод генерації коміксів за допомогою генеративних змагальних мереж. URL: <http://dspace.wunu.edu.ua/handle/316497/50434> (дата звернення: 03.04.2025).
7. М. П. Голубовський, В. П. Ясній. Огляд застосування штучного інтелекту та машинного навчання у прикладній механіці. URL: [https://doi.org/10.31471/1993-9965-2024-1\(56\)-79-91](https://doi.org/10.31471/1993-9965-2024-1(56)-79-91) (дата звернення: 01.04.2025).
8. Публікація: Методи машинного навчання у чисельному дослідженні нелінійних крайових задач для звичайних диференціальних рівнянь. URL: <https://openarchive.nure.ua/handle/document/30013> (дата звернення: 03.04.2025).

Мельничук Марія

Науковий керівник – проф. Ачкан Віталій

КЛАСИЧНІ НЕРІВНОСТІ У НАВЧАННІ ДОВЕДЕНЬ В КЛАСАХ З ПОГЛИБЛЕНИМ ВИВЧЕННЯМ МАТЕМАТИКИ

Анотація. Розглянуто класичні нерівності та особливості їх використання у навчанні доведень. Наведено конкретні приклади використання нерівностей при доведенні теорем у класах з поглибленим вивченням математики.

Ключові слова: нерівності, теореми, нерівність Коші, нерівність Коші-Буняковського, нерівність трикутника.

Вступ. Тему «Нерівності» у класах з поглибленим вивченням математики розпочинають вивчати у 8 класі, адже в подальшому ця тема допомагає краще розібратися з темами такими як: властивості квадратного кореня, розв'язування рівнянь з модулем та побудові графіків функцій; звертає увагу учнів на те, що потрібно враховувати область допустимих значень змінних , які входять у рівняння. У класах з поглибленим вивченням математики тема нерівності зустрічається в багатьох розділах курсу, зокрема при вивченні системи нерівностей, тригонометричних нерівностей , нерівностей в геометрії. Класичні нерівності широко застосовуються у вивченні шкільного курсу математики, а особливо важливими вони є у навчанні доведень в класах з поглибленим вивченням математики. При доведеннях активно