

Використання нейромереж у розпізнаванні та діагностиці навчальних здібностей здобувачів освіти

*Буртовий Сергій Вікторович¹, Чубенко Валентина Анатоліївна²,
Василюк-Зайцева Світлана Вікторівна³*

Опубліковано	Секція	УДК
20.03.2024	Освіта/Педагогіка	378.015.31:004.89

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.10843283>

Ліцензовано за умовами Creative Commons BY 4.0 International license

Анотація. Штучний інтелект вже не є новинкою в усіх сферах людської діяльності. Дослідження в цій галузі з кожним днем розширюються та дають нові знання про машинне навчання. З огляду на технологічний прогрес, на зміну штучному інтелекту приходять нейромережі. Вони вже давно вважаються важливим предметом, на якому слід зосередити зусилля викладачів, щоб забезпечити швидке та ефективне навчання. Актуальність роботи полягає у розкритті потенціалу нейромереж, що використовуються як інструмент аналізу для виявлення критичних аспектів, розпізнавання, діагностики, планування, модернізації та коригування і, зрештою, для покращення досвіду навчання. Можливості рекурентних нейронних мереж, зокрема мереж з довготривалою короткочасною пам'яттю (Long Short-Term Memory) в аналізі природної мови призвели до їх використання для вимірювання схожості навчальних матеріалів та для розпізнавання та діагностики навчальних здібностей здобувачів освіти. Отже, метою статті був розгляд використання штучного інтелекту, зокрема нейромереж, в освітній галузі. В роботі застосовано метод літературного огляду, який уможливив аналіз розвитку цифрового навчання та інструментів, опис технічних нюансів нейромереж, наведення прикладів ролі нейронних мереж у покращенні процесу навчання, аналізі навчальних даних та навчальній підтримці. Результати роботи розкрили методи аналізу траєкторій навчання, прогнозування результатів та навчальної продуктивності. В статті також описані персоналізовані рекомендації навчальних шляхів за допомогою нейромереж. Крім того, результати дослідження показали, що нейромережі можуть бути ефективним інструментом для розпізнавання та діагностики навчальних здібностей здобувачів освіти. Висновок: з поширенням

¹ кандидат педагогічних наук, заступник директора з науково-дослідної діяльності та міжнародного співробітництва, старший викладач кафедри ІКТ та безпечного освітнього середовища, Комунальний заклад "Кіровоградський обласний інститут післядипломної педагогічної освіти імені Василя Сухомлинського", м. Кропивницький, вул. Велика Перспективна, 39/63, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2254-9227>

² викладач, Черкаська медична академія, м. Черкаси, вул. Хрещатик, 215, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9497-1005>

³ магістр філософії в фізиці, старший викладач кафедри комп'ютерних наук, Національний університет біоресурсів і природокористування України, м. Київ, вул. Героїв Оборони, 15, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0875-462X>

глибших знань в цій галузі, нейромережі можуть в найближчому майбутньому отримати додаткові застосування для освіти. Підкреслено потенціал нейронних мереж для розвитку освіти майбутнього. Нейромережі надають велику кількість різноманітних даних про навчальну поведінку здобувачів. Аналіз траєкторій навчання із імплікацією нейромереж дає уявлення, пов'язані з оптимізацією навчальних процесів, а також можливість прогнозування результатів і продуктивності.

Ключові слова: Deep Learning, машинне навчання, штучний інтелект, прогностика, інтелектуальна навчальна система, аналіз помилок, діагностика помилок.

The use of neural networks in the recognition and diagnosis of students' learning abilities

Annotation. Artificial intelligence is no longer a novelty in all aspects of human activity. Research in this field is expanding every day and providing new knowledge about machine learning. With technological progress, neural networks are replacing artificial intelligence. Neural networks have long been considered an important subject on which teachers should focus their efforts to ensure fast and effective learning. The relevance of the work lies in uncovering the potential of neural networks used as an analysis tool for identifying critical aspects, recognition, diagnosis, planning, modernisation, and adjustment, and ultimately for enhancing the learning experience. The capabilities of recurrent neural networks, especially Long Short-Term Memory networks, in natural language processing have led to their use in measuring the similarity of educational materials and in recognising and diagnosing learners' educational abilities. Therefore, the purpose of the article was to discuss the use of artificial intelligence, particularly neural networks, in the educational field. A literature review method was used in the work, which enabled the analysis of the development of digital learning and tools, description of technical nuances of neural networks, examples of the role of neural networks in improving the learning process, analysis of educational data, and educational support. The results of the work revealed methods of analysing learning trajectories, predicting outcomes, and educational productivity. The study also described personalised recommendations for educational pathways using neural networks. Furthermore, the results of the study showed that neural networks can be an effective tool for recognising and diagnosing learners' educational abilities. Conclusion: with the spread of deeper knowledge in this field, neural networks may have additional applications in education in the near future. The potential of neural networks for the development of education in the future is emphasised. Neural networks provide a large amount of diverse data about learners' educational behavior. The analysis of learning trajectories with neural network implications provides insights related to optimising educational processes, as well as predicting outcomes and productivity.

Keywords: Deep Learning, machine learning, artificial intelligence, prognostics, intelligent learning system, error analysis, error diagnostics.

Вступ

Нейромережі є потужним інструментом у розпізнаванні та діагностиці навчальних здібностей здобувачів освіти. Вони можуть бути застосовані для аналізу інформації, що надходить від здобувачів, та виявлення їхніх потенційних здібностей і обмежень. Одним із способів застосування нейромереж у розпізнаванні навчальних здібностей є аналіз відповідей здобувачів на тестові завдання. Нейромережа може бути навчена на статистичній інформації про відповіді здобувачів, визначаючи закономірності в їх поведінці та оцінюючи їх навчальні здібності на основі цих закономірностей. Такі моделі можуть допомогти виявити недоліки та проблеми здобувачів у певних навчальних предметах та пропонувати індивідуальний підхід до навчання. Процеси та алгоритми

функціонування нейромереж складні та багатофункціональні. Навчання корисних репрезентацій з необроблених даних означає витягування значущої інформації з необроблених даних шляхом видалення зайвої і непотрібної інформації, а також шуму [1]. Іншими словами, це процес побудови простої моделі, яка пояснює спостережені дані. Аналіз цієї моделі може розкрити приховані фактори та відношення між змінними і, врешті-решт, забезпечити значуще розуміння спостережуваного явища. В пошуку ефективної репрезентації велике значення має, зокрема, у сферах досліджень, де дані надходять з різних джерел і характеризуються високою складністю. Широко використовуваною та успішною технікою навчання репрезентації є використання нейромереж.

Нейромережі, натхненні структурою кори головного мозку людини, складаються з елементів, розташованих у вигляді орієнтованого графа (неорієнтованого для машин Больцмана), з'єднаних між собою зв'язками. Кожен блок отримує зважену суму виходів підключених до нього блоків і генерує свій вихід, застосовуючи до цієї суми нелінійну функцію активації, як-от гіперболічний тангенс або логістичний сигмоїд [2, с. 1303]. Модель нейронних обчислень має багато теоретичних властивостей, і нейронні мережі можуть бути універсальними апроксиматорами.

Нейронні мережі навчаються на колекції навчальних зразків [3, с. 2]. Навчання нейромережі зазвичай здійснюється за допомогою стохастичного градієнтного спуску з обчисленням градієнта функції втрат (кількісної оцінки помилки передбачення) по відношенню до отриманих параметрів мережі за допомогою алгоритму зворотного поширення [4]. Для спрощення архітектури накладаються обмеження на топологічну структуру мереж – одиниці розташовуються шарами, причому зв'язки існують лише між одиницями в сусідніх шарах [5]. Проміжні шари називаються прихованими. Нейронні мережі з щонайменше двома (у деяких авторів – трьома) прихованими шарами, називаються мережами глибокого навчання (Deep learning) [6]. Саме така ієрархічна структура забезпечує глибинну мережу здатністю будувати потужні репрезентації. Наступні шари працюють на проміжних представленнях, побудованих попередніми шарами, так що внутрішні репрезентації знаходяться на підвищеному рівні «абстракції» [7, с. 4894].

Хоча центральна роль діагностики навчальних здібностей в стратегії корекційного навчання вже визначена, часто збір інформації, що супроводжує діагностику, є неповним або невизначеним. Проблема полягає в тому, що ми не можемо безпосередньо спостерігати за процесом навчання та мотивацією здобувача. Це веде до зниження ефективності педагогічного впливу і обмежує навчання.

Таким чином, нейромережі можуть бути використані для аналізу широкого спектру даних про здобувачів, таких як оцінки, відвідуваність, електронні журнали тощо. Вони можуть розпізнавати відмінності в показниках здобувачів, виявляти закономірності та залежності між різними факторами та навчальними досягненнями. На основі цих аналізів можна прогнозувати навчальні результати та забезпечувати індивідуальну підтримку для здобувачів з особливими потребами. В цьому плані, архітектура системи Deep learning дозволяє аналізувати та діагностувати дії здобувачів, виводити інформацію, оцінювати навички, задіяні в навчальному завданні, і визначати стратегію, яку використовує здобувач.

Нейромережі також можуть бути використані у діагностиці навчальних здібностей здобувачів, що дає змогу виявляти потенційні таланти та здібності. Вони можуть стати у пригоді для аналізу різних аспектів, таких як креативність, логічне мислення, спритність тощо, та виявлення особливих здібностей у певних галузях знань. Це може бути корисно під час розгляду питань орієнтації на окремих здобувачів або на визначення спеціалізацій для подальшого навчання та кар'єри.

За допомогою методу розпізнавання планів можна прогнозувати найімовірнішу наступну дію здобувача і точно знати причини його помилок. Нейронні мережі мають потенціал для більш точного аналізу та діагностики помилок здобувачів, що дозволяє ефективніше навчатися.

Отже, використання нейромереж у розпізнаванні та діагностиці навчальних здібностей дозволяє забезпечити індивідуальний підхід до освіти, виявити потенційні таланти і здібності здобувачів та покращити їх навчання й розвиток.

Історія використання штучного інтелекту (ШІ) в освіті показує, що вчені у цій галузі зробили значні досягнення в створенні складних педагогічних систем [8, с. 140]. Спочатку з'явилося багато систем, які просто перетворювали традиційні навчальні посібники у комп'ютеризовану форму. Наступні дослідження зосередилися на можливостях таких систем. Це призвело до створення систем, які безпосередньо базуються на понятті навчання та розробки комп'ютерного навчання [9]. У системах штучного інтелекту програмісти вводять відношення «стимул–реакція», що дозволяють системі реагувати на інформацію в базі даних [10]. Перший час ці системи використовувалися для оцінювання або набуття знань, заснованих на поведінковому вченні [11, с. 75264]. Хоча перші системи штучного інтелекту були важливими етапами у розвитку сучасних освітніх технологій, вони мали свої недоліки. З одного боку, вони надавали обмежені можливості здобувачам для керування процесом навчання, а здобувач виступав пасивним учасником з контрольної точки зору. З іншого боку, ці системи недостатньо адаптувались до потреб та інтересів здобувача й не враховували загальний інтелектуальний контекст ситуації. Починаючи з 1970-х років, завдяки розвитку методів штучного інтелекту в освіті, були розроблені нові моделі, які наближались до поведінки людини [12].

Нейромережі працюють з припущенням, що приклади розподілені незалежно і однаково, а тому порядок появи прикладів не має значення. Однак, коли маємо послідовні дані, нейронні мережі повинні брати до уваги залежності між даними, зокрема враховувати залежності на основі порядку [13]. Наприклад, певні залежності можуть поширюватися на інтервали змінної довжини. Тому для роботи з послідовними даними потрібна спеціальна архітектура.

В рекурентних нейронних мережах можуть бути цикли в структурі графа, що дозволяє вибудовувати і підтримувати стани. Ці стани, які містять інформацію про всю послідовність, можна ефектно назвати «резюме з втратами» – поступово оновлюються при спостереженні нових елементів послідовності [14, с. 1514]. Проте проблема полягає в тому, як відрізнити важливі зміни від незначних. Теоретично, нейромережі можуть працювати із залежностями будь-якої довжини. На практиці, однак, дуже довгі ланцюжки поширення градієнта, коли мережа розгортається в часі, призводять до зникнення градієнтів. Потрібен механізм контролю за накопиченням і поширенням варіацій стану [15]. Щоб впоратися з цією проблемою, були створені нейромережі із замкненим кодом, зокрема для мереж з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM) та для мереж із замкненим рекурентним блоком (GRU) [16, с. 7]. Ці мережі мають можливість контролювати кількість інформації про минулі входні дані, яка повинна зберігатися на кожному етапі. Самозациклення регулюється додатковими елементами – гейтами, які надають можливість забувати стару інформацію [17, с. 7695]. У решті обидві моделі нейромереж – рекурентні нейронні мережі (RNN) і трансформерні нейронні мережі (Transformer) – є прогресивними і конкурентоспроможними в широкому спектрі завдань, включаючи освіту.

У сфері освіти моделі нейромереж можуть бути використані для таких завдань, як машинний переклад, автоматична оцінка відповідей, генерація змісту, розпізнавання мови, аналіз настрою тощо. Обидві моделі RNN і Transformer можуть успішно вирішувати

ці завдання, але мають свої особливості [18, с. 7696]. RNN є основою для багатьох моделей, таких як LSTM (Long Short-Term Memory) і GRU (Gated Recurrent Units), і вони показують добрі результати в завданнях, де потрібна послідовна обробка даних, наприклад, в задачах генерації послідовностей. RNN здатні запам'ятовувати попередні стани і використовувати їх для прийняття рішень у майбутньому. З іншого боку, Transformer – це модель, що базується на архітектурі «Self-Attention» і вперше була запропонована для машинного перекладу. Transformer демонструє велику потужність в обробці послідовних даних, зокрема в завданнях машинного перекладу, завдяки здатності моделі виявляти увагу до довільного елемента в послідовності. Він може ефективно використовувати паралельні обчислення і має меншу витрату на обчислення порівняно з RNN [19, с. 120]. Трансформер у деяких випадках перевершує RNN у завданнях, де потрібна обробка великого обсягу глобальної інформації.

Відтак, обидві моделі є конкурентоспроможними в освітній галузі, і вибір між ними буде залежати від конкретного завдання і вимог до системи.

Мета роботи полягає у дослідженні можливостей застосування нейромереж у сфері освіти для покращення процесу навчання, а також в аналізі траєкторій навчання, прогнозуванні результатів та розвитку навчальної продуктивності, спрямованих на підвищення ефективності навчальних програм.

Матеріали та методи. Матеріалами для роботи послуговували наукові статті та інші академічні джерела, що стосуються використання нейромереж в освіті. Серед великої кількості дотичних джерел обрано наукові дослідження, основані на статистичних даних, що підтверджують ефективність їх використання у процесі навчання. Методи роботи включали аналіз літературних джерел, вивчення теоретичних основ використання нейромереж в освіті, а також огляд сучасних досліджень та прикладів їх використання у галузі освіти. Крім того, для досягнення поставлених цілей статті були застосовані додаткові методи: огляд літератури, аналіз методів навчальних траєкторій, прогнозування результатів та навчальної продуктивності, проведення аналізу переваг використання нейромереж у підтримці персоналізованого навчання. Обрані методи уможливили демонстрацію ефективності їх використання у сфері освіти.

Результати

Варто відмітити, що дослідження проблеми навчання людей з психологічної точки зору було важливим джерелом натхнення для розробки парадигм машинного навчання. Машинне навчання, яке загалом означає автоматичне отримання знань з досвіду, закріпленого в даних, демонструє особливу привабливість для освітнього сектора. Це пояснюється двома причинами. По-перше, освітня сфера настільки складна, що можна зробити лише кілька припущень щодо розподілу даних. По-друге, доступні великі обсяги даних для дослідження. Машинне навчання має різноманітні корисні застосування в освіті, включаючи різні цілі. Точний моніторинг навчальних здібностей може підтримувати персоналізоване, гнучке і адаптивне навчання, що приносить користь здобувачам і забезпечує підвищений рівень залучення провайдерів. Моделювання здобувачів може базуватися на декількох джерелах даних, таких як журнали взаємодії, риси обличчя та рухи очей. Застосування моделей глибокого навчання до освітніх даних набуває популярності, зокрема у 2015 році була розроблена система прогнозування успішності здобувачів [20]. Ця система має цікаву перевагу, оскільки може надавати попередження заздалегідь, що дозволяє виявляти осіб, що перебувають у групі ризику, коли ще є можливість вжити коригуючі заходи. Хоча застосування моделей глибокого навчання та нейромереж у контексті освіти схильне бути бажаним, цей сценарій створює певні унікальні виклики, які потребують вирішення.

Освітній аналіз часто характеризується неоднорідністю і надлишковістю даних, зокрема виявленням втрати зацікавленості здобувачів. Потрібно належним чином обробляти ці особливості. Створення ручної функції для представлення здібностей здобувачів може бути викликом. Автокодери можуть бути натреновані для знаходження вставок даних і відображення їх у низьковимірному просторі, що поліпшує продуктивність класифікаторів і може показувати цікаву інформацію, раніше невидиму. З'ясування і вивчення цих автокодерів окремо може розкрити несподівані асоціації, які виявляються через просторову близькість у спрощеному представленні. Незважаючи на корисність автокодерів у модульних архітектурах нейронних мереж, важливо також вивчати їх вбудовування як окрему частину, щоб знайти додаткові підказки про несподівані зв'язки.

В освітній системі, яка призначена для надання індивідуальних можливостей здобувачам, траєкторія навчання не є статичною, але неперервно змінюється залежно від індивідуальних характеристик та рівня знань кожного здобувача, що допомагає їм досягти своїх навчальних цілей максимально швидко. Персоналізовані системи рекомендацій застосовуються для реалізації індивідуальної навчальної траєкторії для різних користувачів, враховуючи досвід інших. Такі системи мають бути оптимізовані з огляду на різноманітність, новизну та глибину взаємодії. Ранні рекомендаційні системи, що базувалися на вмістовній фільтрації, робили рекомендації на основі того, чому користувачі віддали перевагу в минулому. Щоб об'єднати користувачів з подібними уподобаннями у спільному навчанні, можна розглянути застосування алгоритмів кластеризації, які базуються на різних метриках подібності [19, с. 4135].

Однак в залежності від розрідженості та обсягу даних, необхідні різні рішення, які можуть бути масштабовані оптимальним чином. З одного боку, комбінування вірогіднісної матричної факторизації зі згортковою нейронною мережею (CNN) для моделювання контекстної інформації та врахування гаусівського шуму може бути корисно для визначення та аналізу навчальних здібностей здобувачів [1]. Крім того, щодо представлення навчальних ресурсів, використовувані функції повинні враховувати базові припущення. Зокрема, певні знання, які є важливими для навчальної програми, мають бути включені у будь-який прогрес, пов'язаний з цією програмою. Для визначення та аналізу навчальних здібностей здобувачів також ефективними є предиктори LSTM для моделювання шляхів, особливо завдяки їхній здатності обробляти послідовності будь-якої довжини [4, с. 213]. До того ж, CNN, а не LSTM або GRU, є ефективнішими, оскільки надають можливість швидше навчатися [2, с. 1303]. Фіксована структура CNN дозволяє використовувати простий метод зворотного поширення, тоді як рекурентні мережі потребують розгортання у часі для збереження довготривалих залежностей.

Взаємозв'язок між учасниками освітнього процесу, предметами і тегами можна представити у вигляді тристороннього графа. Спочатку цей граф був статичним і ґрунтувався на історичних даних. Однак з'явився новий підхід, в якому динамічний граф моделює потрійний зв'язок між здобувачами освіти, їх поведінкою та навчальним матеріалом. Таким чином, популярні теми можуть швидко поширюватися серед здобувачів. Ваги в динамічному графі ініціалізуються, а потім корегуються за допомогою штучної нейронної мережі, що контролює увагу, схильності, зацікавлення.

На онлайн-платформах розробляється і завантажується значна кількість вправ для оцінки рівня засвоєння теми здобувачем. Можливість знаходити схожі вправи, які мають однакову мету, може значно поліпшити якість навчання. Автоматичне групування вправ на основі схожості є складним завданням через різноманітність поданих в них даних, таких як текст і зображення, і ризик некоректного групування на рівні слів або понять.

Для вирішення цього завдання було використано комбінацію моделей CNN і LSTM з методом уваги.

CNN використовується для обробки зображень, шар вбудовування створює репрезентації для понять, а LSTM з увагою створює семантичне представлення. Ця комбінація свідчить про постійний науковий прогрес. У майбутніх дослідженнях можуть бути розроблені підмережі, що систематично поєднують кожен компонент з тими частинами вхідних даних, які він найкраще обробляє, або може бути створена нова гібридна архітектура спеціально для обробки всіх видів даних.

Штучний інтелект відіграє важливу роль і набуває все більшого поширення в освіті. Важливим прикладом є системи персоналізованої освіти, які вже успішно запроваджені, і з'являється все більше доказів їхньої ефективності в покращенні навчання та в розпізнаванні й діагностиці навчальних здібностей здобувачів освіти.

Системи нейромереж також можуть різнобічно та комплексно застосовувати штучний інтелект для створення інтерфейсу, який є таким важливим для процесу навчання. Наприклад, інтерфейс може використовувати обробку та генерацію природної мови, голосові інтерфейси, аватари, аналіз відео здобувача освіти, щоб оцінити його навчальні здібності, увагу та емоції [13, с. 1515].

Завдяки використанню алгоритмів нейромереж навчання може бути адаптивним. Аналізуючи сліди навчання здобувача, такі як результати опитування або дані про використання програмного забезпечення, система може змінити свою роботу, щоб адаптуватися до людини, зокрема через вибір вмісту та рівня складності. З'являється можливість аналізувати свою поведінку за допомогою датчиків: одні зовнішні, як камера, а інші, більш нав'язливі, як інтерфейс мозок-комп'ютер. Цей принцип адаптації лежить в основі цифрової педагогіки та найчастіше зустрічається в контексті, де також переслідуються цілі гейміфікації; потім здобувач освіти бере участь у навчальній грі з машиною, іноді у співпраці з іншими.

Проте штучний інтелект ще не досяг зрілості. Важко передбачити, як розвиватимуться технології, навіть у найближчому майбутньому. Згідно з рекомендаціями експертів, програмування та обчислювальне мислення є частиною навчальної програми в багатьох країнах [5]. Нейроосвіта в майбутньому базуватиметься на діяльності, у якій дані збираються та візуалізуються, маніпулюються та аналізуються.

Процесу трансформації освіти допомагають соціальні науки, оскільки вони можуть і повинні сприяти вирішенню багатьох етичних питань, які піднімає штучний інтелект. Критичне мислення є важливим аспектом, але необхідно, щоб воно базувалося на реальному розумінні того, як працюють технології.

Штучний інтелект та нейромережі революціонізують освітнє середовище, надаючи нові можливості для навчання та розвитку навичок (табл. 1):

Таблиця 1

Можливості для навчання та розвитку навичок за допомогою нейромереж

Віртуальні тренування	Нейромережі можуть створювати віртуальні середовища для тренування різних навичок, таких як водіння автомобіля, пілотування літака або хірургічні операції
Персоналізовані програми навчання	Нейромережі можуть аналізувати дані про кожного суб'єкта навчання і створювати персоналізовані програми навчання, які відповідають їхнім потребам і здібностям

Оцінка навичок	Нейромережі можуть автоматично оцінювати навички здобувачів і надавати рекомендації щодо подальшого розвитку
Віртуальні помічники	Нейромережі можуть використовуватися як віртуальні помічники для освітнього процесу, надаючи інструкції, відповіді на запитання та допомагаючи здобувачам розв'язувати завдання
Моделювання поведінки	Нейромережі можуть моделювати різні сценарії і допомагати здобувачам розвивати навички прийняття рішень у складних ситуаціях

Джерело: власна розробка авторів.

Однак ця трансформація ставить перед учасниками освіти нові виклики. Нейромережі можна визначити як галузь інформатики, яка зосереджена на створенні систем, здатних виконувати завдання, які зазвичай вимагають людського інтелекту. Ці завдання можуть включати розуміння природної мови, розпізнавання форм і зображень, навчання та планування. Нейромережі створені для того, щоб «мислити» як людина і вчитися на своїх помилках і успіхах.

Нейромережі відіграватимуть провідну роль у нашому суспільстві, особливо у сфері освіти, де вони трансформуватимуть методи навчання та розвитку навичок, потенційно змінюючи спосіб навчання. Це може зробити можливим адаптацію до індивідуальних потреб кожного здобувача освіти, а, отже, навчання стане ефективнішим і більш захоплюючим.

Наприклад, у навчанні за допомогою нейромереж можна допомогти зрозуміти й проаналізувати величезні обсяги даних, створених пошуковими системами. Вони можуть надавати інформацію в режимі реального часу та персоналізовані рекомендації для покращення ефективності. Крім того, це створюватиме персоналізовані шляхи навчання для кожного здобувача освіти на основі його рівня навичок і цілей та діагностики його здібностей.

Коли справа доходить до академічної підтримки в часи технологічної революції, нейромережі можуть допомогти подолати розрив між наявними ресурсами та потребами здобувачів освіти. Нейромережі спроможні аналізувати сильні та слабкі сторони здобувачів, тобто їх здібності, та надавати персоналізовану підтримку для покращення слабких сторін. На додачу, за допомогою чат-ботів і віртуальних помічників нейромережі здатні надавати цілодобову підтримку, що неможливо з традиційною академічною підтримкою.

Спостерігаючи за прогресом здобувача освіти за допомогою нейромереж, необхідно визнати, що навички штучного інтелекту та людей відрізняються, але доповнюють одне одного. Педагоги мають змогу стежити за прогресом здобувача освіти, перевіряючи його загальне розуміння концепцій, здатність критично мислити, вирішувати проблеми та брати участь у глибоких дискусіях. А нейромережі можуть миттєво аналізувати величезні обсяги даних і керувати ними, але їм не вистачає контексту, співпереживання та справжнього розуміння. У контексті академічної підтримки викладач, безсумнівно, краще підходить для моніторингу та персоналізованої допомоги та консультування, а також для довгострокового прогресу. Дійсно, роль викладача не обмежується передачею знань, але також поширюється на слухання та розуміння індивідуальних потреб здобувача, на здатність адаптувати своє викладання до особливостей і здібностей кожного здобувача та його мотивації.

Ці аспекти навчання є елементами, які нейромережі, незважаючи на їхні досягнення, ще не можуть досконало відтворити. Саме завдяки поєднанню виняткових можливостей штучного інтелекту з емпатією та педагогічними знаннями викладачів ми зможемо створити найефективніші освітні середовища.

Штучний інтелект впливає не лише на професії, пов'язані з використанням фізичної праці, він також змінює інтелектуальні професії. Наприклад, штучний інтелект може допомогти лікарям аналізувати медичні зображення, або юристам досліджувати юридичні прецеденти. Тому професіонали в цих сферах повинні вміти працювати з цими новими технологіями. Звідси виникає потреба в безперервному навчанні. У світі, що постійно розвивається, початкового навчання вже недостатньо. Працівники повинні продовжувати вчитися протягом усього життя, щоб бути в курсі останніх технологічних розробок. Нейромережі та штучний інтелект також піднімають питання етики та відповідальності. Ці перетворення вимагають глибоких роздумів щодо адаптації навчання до нових потреб ринку праці. Вкрай важливо підготувати конкурентоспроможних випускників закладів освіти та допомогти їм розвинути навички, необхідні для орієнтування в цьому мінливому високотехнологічному середовищі.

Незважаючи на те, що нейромережі продовжують розвиватися, їх вплив на освіту та навчання лише посилюватиметься. Але, поряд з численними перевагами, їх інтеграція в галузі освіти та навчання спричиняє певні проблеми і виклики.

Хоча нейромережі дозволяють запровадити інноваційні методи навчання, не всі здобувачі освіти мають однаковий доступ до цих технологій. У країнах з низьким рівнем розвитку може бути обмежений доступ до засобів інформаційних технологій, а також є недостатніми технічні можливості для використання нейромереж. Це може поглибити розрив у доступі до якісної освіти між багатими і бідними регіонами.

Крім того, інтеграція нейромереж в освітній процес може вимагати значних витрат на придбання необхідного обладнання та програмного забезпечення. Заклади освіти високорозвинених країн можуть легко забезпечити себе всім необхідним, на противагу іншим, особливо у країнах з низьким рівнем розвитку, котрі не мають достатніх ресурсів для таких інвестицій. Це призведе до збільшення нерівності між закладами освіти та обмеженого доступу до нових навчальних методик для більшості здобувачів.

Нейромережі можуть породжувати і етичні проблеми в галузі освіти. Наприклад, збір та аналіз великої кількості особистих даних здобувачів може порушувати приватність та безпеку. Потрібно розробити належні правила та політики для захисту особистих даних та забезпечення етичного використання нейромереж в освітній сфері.

Також, нейромережі можуть впливати на традиційні методи оцінювання та вибір навчального матеріалу. Використання нейромереж може призводити до алгоритмічного відбору матеріалу для навчання, тож виникає вірогідність, що вони не стимулюватимуть індивідуальне вирішення завдань здобувачами та обмежуватимуть їхні можливості для саморозвитку та критичного мислення.

Тому, попри потенційні переваги нейромереж у навчанні, потрібно збалансовано і прозоро розглядати їхнє застосування, забезпечуючи доступ до них для всіх здобувачів освіти і враховуючи етичні проблеми, які вони можуть породжувати.

Висновки

Нині нейромережі є однією з найбільш актуальних технологій в сучасному світі, і їх вплив на різні галузі життя стає незаперечно помітним. Однією з таких галузей, де нейромережі мають принципове значення, є освіта. Використання нейромереж в освітній сфері дозволяє вдосконалити процес навчання, роблячи його більш ефективним та привабливим для здобувачів освіти.

В представленій роботі виконано загальний огляд застосування нейронних мереж у освіті, зосереджуючись на різних аспектах, яким вони можуть сприяти. В результатах роботи відзначається, що нейромережі можуть бути використані для розпізнавання та діагностики навчальних здібностей здобувачів освіти, що відкриває нові можливості для збору та обробки інформації про їх навчання. Зокрема, вони досліджують методи аналізу траєкторій навчання, які дозволяють виявити шаблони та тенденції в навчанні здобувачів освіти. Такий аналіз є корисним для визначення недоліків у розумінні матеріалу та запропонування індивідуальних заходів підтримки.

Нейромережі допомагають здобувачам освіти ефективно використовувати свій час та зусилля, прискорюють навчання та забезпечують більш успішні результати. Крім того, нейронні мережі можуть враховувати інтереси та вподобання здобувачів освіти, що дозволяє зробити освітній процес більш захоплюючим та залучити більше здобувачів до активної пізнавальної діяльності.

Результати роботи показали, що нейронні мережі можуть бути ефективно використані для автоматичного оцінювання рівня знань та навичок. Застосування таких систем дозволяє об'єктивно виміряти освітні досягнення та забезпечити чітку оцінку навчального прогресу. Більш того, з використанням нейромереж можливо надати індивідуальний підхід до оцінювання, враховуючи потреби та можливості кожного здобувача освіти.

Загалом, застосування нейронних мереж в освіті дозволяє створювати індивідуальний підхід до навчання, покращує якість освіти та сприяє розвитку здобувачів освіти. Використання таких систем допомагає вчасно виявляти проблеми, розвивати потенціал кожного здобувача та створює умови для набуття нових знань та навичок.

Виявлення прихованих структур і закономірностей у даних, отриманих із нейронних систем, є цінним в освіті, оскільки це дозволяє отримати глибше розуміння і розробити дуже гнучку, адаптивну та персоналізовану пропозицію для здобувачів освіти. Нейромережі Deep Learning та їхня здатність розплутувати раніше непередбачувані зв'язки є дуже перспективними інструментами в реалізації цього прагнення. Вибір найбільш відповідної архітектури глибинної мережі для конкретного завдання все ще залишається проблемою, що вимагає навичок і досвіду. Основні архітектури мають переваги і недоліки з точки зору можливостей і продуктивності, тому під час вибору необхідно ретельно зважити всі фактори.

Підсумовуючи результати проведеного дослідження, зазначимо, що нейромережі можуть бути ефективним інструментом для розпізнавання та діагностики навчальних здібностей. Використання нейронних мереж в освітній галузі може сприяти покращенню процесу навчання, аналізу навчальних даних та академічній підтримці, поліпшити результативність навчання та забезпечити більш індивідуальний підхід до кожного здобувача. В роботі підкреслено потенціал нейронних мереж для майбутнього розвитку освіти та необхідність подальших досліджень у цій області.

Дослідження в галузі нейромереж можуть включати розробку нових алгоритмів та моделей для вирішення конкретних проблем у сфері освіти. Перспективним є вивчення потенціалу нейромереж у виявленні плагіату в навчальних роботах, автоматичному створенні навчальних матеріалів або покращенні процесу тестування та оцінювання. Також доцільним було б проведення наукової розвідки щодо використання нейромереж для інформаційної підтримки професійного розвитку педагогічних працівників. Дослідження може включати розробку систем, що автоматично аналізують відео- або аудіозаписи занять та надають рекомендації щодо поліпшення методів викладання.

Нейромережі також можуть бути використані для створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень в освітній сфері. З огляду на це, доцільно

розглянути питання розробки систем, що аналізують дані про навчання та прогнозують результати та успішність здобувачів освіти, що допомагає викладачам впроваджувати індивідуальні підходи до навчання.

Без сумніву, можливості застосування нейромереж в освіті можуть бути розширені за допомогою інших технологій, таких як віртуальна реальність або розширена реальність. Тоді, становить науковий інтерес створення віртуальних освітніх середовищ, де нейронні мережі аналізують та реагують на дії здобувачів освіти, створюючи інтерактивне та індивідуальне навчання.

Отже, перспективи майбутніх досліджень в галузі застосування нейромереж в освіті безмежні. Розуміння глибоких структур та властивостей нейронних мереж дозволяє розробляти нові методи та алгоритми, що поліпшують процес навчання та розвитку здобувачів освіти. Застосування нейромереж у сфері освіти може привести до трансформацій у способах навчання та викладання і створити нові можливості для розвитку науки та освіти.

Список використаних джерел

1. Psyridou, M., Koponen, T., Tolvanen, A., Aunola, K., Lerkkanen, M. K., Poikkeus, A. M., & Torppa, M. (2023). Early prediction of math difficulties with the use of a neural networks model. *Journal of Educational Psychology*, 116(2), 212–232. <https://doi.org/10.1037/edu0000835>
2. Çetinkaya, A., & Baykan, Ö. K. (2020). Prediction of middle school students' programming talent using artificial neural networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 23(6), 1301–1307. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2020.07.005>
3. Fu, E. Y., Ngai, G., Leong, H. V., Chan, S. C., & Shek, D. T. (2023). Using attention-based neural networks for predicting student learning outcomes in service-learning. *Education and Information Technologies*, 28, 13763–13789. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11592-0>
4. Waheed, H., Hassan, S. U., Nawaz, R., Aljohani, N. R., Chen, G., & Gasevic, D. (2023). Early prediction of learners at risk in self-paced education: A neural network approach. *Expert Systems with Applications*, 213, Article 118868. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118868>
5. Краснощок, І., Демченко, О., & Кравцова, Т. (2023). Практичні аспекти розвитку soft skills в освітніх закладах України: використання інноваційних методик та технологій. *Перспективи та інновації науки*, (10(28)), 246–256. [https://doi.org/10.52058/2786-4952-2023-10\(28\)-246-256](https://doi.org/10.52058/2786-4952-2023-10(28)-246-256)
6. Kulichenko, A. L. L. A., & Polyezhayev, Y. (2020). Innovative information and communication technologies for ergotherapists applied during English learning in Ukraine. *Ad Alta: Journal of Interdisciplinary Research*, 10(2), 228–233. <http://dspace.zsmu.edu.ua/handle/123456789/14196>
7. Pham, P., Nguyen, L. T., Pedrycz, W., & Vo, B. (2023). Deep learning, graph-based text representation and classification: A survey, perspectives and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 56(6), 4893–4927. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10265-7>
8. Guan, C., Mou, J., & Jiang, Z. (2020). Artificial intelligence innovation in education: A twenty-year data-driven historical analysis. *International Journal of Innovation Studies*, 4(4), 134–147. <https://doi.org/10.1016/j.ijis.2020.09.001>
9. Pedro, F., Subosa, M., Rivas, A., & Valverde, P. (2019). *Artificial intelligence in education: Challenges and opportunities for sustainable development*. Paris: UNESCO. <https://repositorio.minedu.gob.pe/handle/20.500.12799/6533>

10. Luan, H., Geczy, P., Lai, H., Gobert, J., Yang, S. J., Ogata, H., ... & Tsai, C. C. (2020). Challenges and future directions of big data and artificial intelligence in education. *Frontiers in psychology*, 11. Article 580820. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.580820>
11. Chen, L., Chen, P., & Lin, Z. (2020). Artificial intelligence in education: A review. *IEEE Access*, 8, 75264–75278. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9069875>
12. Chen, X., Xie, H., Zou, D., & Hwang, G. J. (2020). Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1, Article 100002. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100002>
13. Montanari, A., & Wu, Y. (2023). Adversarial examples in random neural networks with general activations. *Mathematical Statistics & Learning*, 6(1/2), 143–200. <https://doi.org/10.4171/MSL/41>
14. Gawlikowski, J., Tassi, C. R. N., Ali, M., Lee, J., Humt, M., Feng, J., ... & Zhu, X. X. (2023). A survey of uncertainty in deep neural networks. *Artificial Intelligence Review*, 56(Suppl 1), 1513–1589. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10562-9>
15. Maier, H. R., Galelli, S., Razavi, S., Castelletti, A., Rizzoli, A., Athanasiadis, I. N., ... & Humphrey, G. B. (2023). Exploding the myths: An introduction to artificial neural networks for prediction and forecasting. *Environmental modelling & software*, 167, Article 105776. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105776>
16. Kleyko, D., Rosato, A., Frady, E. P., Panella, M., & Sommer, F. T. (2023). Perceptron theory can predict the accuracy of neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2023.3237381>
17. Sharma, M., Farquhar, S., Nalisnick, E., & Rainforth, T. (2023, April). Do Bayesian Neural Networks Need To Be Fully Stochastic?. In *Proceedings of The 26th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics* (Vol. 206, pp. 7694–7722). PMLR. <https://proceedings.mlr.press/v206/sharma23a.html>
18. Radhakrishnan, A., Belkin, M., & Uhler, C. (2023). Wide and deep neural networks achieve consistency for classification. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(14), Article e2208779120. <https://doi.org/10.1073/pnas.2208779120>
19. Guo, Z., Wang, H., Yang, J., & Miller, D. J. (2015). A stock market forecasting model combining two-directional two-dimensional principal component analysis and radial basis function neural network. *PloS one*, 10(4), Article e0122385. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0122385>
20. Hong, H., Guo, H., Lin, Y., Yang, X., Li, Z., & Ye, J. (2020, April). An attention-based graph neural network for heterogeneous structural learning. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34(04), 4132–4139. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i04.5833>