

Технології штучного інтелекту продовжують розвиватися, і їхній потенціал у навчанні вищої математики величезний. У майбутньому ми можемо очікувати ще більш інтуїтивних систем, які поєднуюватимуть штучний інтелект із нейротехнологіями, щоб оцінювати когнітивне навантаження студента й адаптувати матеріал у реальному часі. Крім того, штучний інтелект може допомогти створювати глобальні платформи, де студенти з усього світу співпрацюватимуть над розв'язанням складних математичних проблем.

Штучний інтелект уже змінив підхід до вивчення вищої математики, зробивши його більш доступним, персоналізованим і інтерактивним. Від автоматизованих пояснень до інтерактивних симуляцій – штучний інтелект допомагає студентам не лише зрозуміти складні концепції, але й побачити їхню красу та практичну цінність. Проте важливо знайти баланс між використанням технологій і розвитком самостійного мислення.

Список використаних джерел

1. Генсерук Г., Василенко О., Генсерук В. Технології штучного інтелекту у професійному розвитку фахівців. *Перспективи та інновації науки*, 2024. № 12(46). С. 201–211.
2. Середовище Photomath. URL: <https://photomath.com> (дата звернення: 25.03.2025).

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ СЕРЦЕВО-СУДИННИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

Варич Олександр Сергійович

здобувач другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності «Медицина»,
Національний медичний університет імені О. О. Богомольця,
varyal2005@gmail.com

Шабатська Світлана Ананіївна

викладач кафедри медичної і біологічної фізики та інформатики,
Національний медичний університет імені О. О. Богомольця,
sveta.shabatska@gmail.com

Серцево-судинні захворювання (ССЗ) залишаються основною причиною смертності в усьому світі, спричиняючи близько 17,9 мільйона смертей щорічно. Висока поширеність ССЗ та складність їх патогенезу зумовлюють необхідність удосконалення методів оцінки ризиків. Традиційні методи оцінки ризику, такі як шкали SCORE, Framingham та інші, мають обмеження через їх неспроможність врахувати індивідуальні особливості пацієнта та складність багатофакторного аналізу.

Застосування штучного інтелекту (ШІ) дозволяє врахувати більшість індивідуальних факторів, зокрема, таких як генетичний профіль, спосіб життя, екологічні умови та коморбідності, які здатні сприяти розробці індивідуальних профілактичних заходів. Таким чином, використання ШІ для аналізу електронних медичних карток та баз даних пацієнтів надає можливість швидше виявляти тенденції та аномалії, що можуть свідчити про підвищений ризик ССЗ, одночасно створюючи підґрунтя для удосконалення клінічного мислення у студентів шляхом розгляду окремих клінічних випадків.

Сучасні напрямки прогнозування ризиків серцево-судинних захворювань в значній мірі пов'язуються з використанням саме ШІ. Так, штучний інтелект пропонує ефективні інструменти для персоналізованого прогнозування ризиків, забезпечуючи більш точний аналіз широкого спектру даних. Зокрема, такими

ефективними інструментами є методи машинного навчання (МН) і глибокого навчання (ГН).

Методи машинного навчання, такі як Logistic Regression, Random Forest, XGBoost та нейронні мережі, демонструють високу ефективність у прогнозуванні ризиків ССЗ [2]. Logistic Regression забезпечує базову інтерпретацію даних, тоді як Random Forest та XGBoost дозволяють враховувати нелінійні взаємозв'язки між факторами ризику. Глибокі нейронні мережі (ГНМ) аналізують складні багатовимірні дані та можуть адаптуватися до індивідуальних особливостей пацієнта.

Сучасні системи МН завдяки використанню ансамблевих методів, дозволяють поєднувати переваги кількох моделей з метою підвищення точності прогнозування [3]. Наприклад, моделі ансамблевого навчання здатні комбінувати результати лінійних і нелінійних алгоритмів для формування оптимального прогнозу.

Важливого значення набуває застосування ШІ у персоналізованому прогнозуванні оскільки надає можливість передбачити аналіз генетичних, біохімічних, екологічних та поведінкових факторів ризику. Разом з тим ШІ дозволяє інтегрувати такі дані з метою створення індивідуального профілю ризику, що дає змогу адаптувати профілактичні та терапевтичні заходи до конкретного пацієнта, дотримуючись міжнародних вимог щодо безпеки та обробки особистих даних. Наприклад, аналіз генетичних мутацій, таких як варіанти у генах PCSK9 та APOE, може суттєво вплинути на індивідуальні рекомендації щодо зниження ризику [4].

Окрім генетичних даних, ШІ враховує різноманітні біомаркери, рівень фізичної активності, харчові звички та соціально-економічний статус пацієнта, що дає змогу моделювати довгострокові наслідки для здоров'я [5]. Наприклад, аналіз біомаркерів, таких як рівень С-реактивного білка (СРБ) та ліпопротеїнів, дозволяє передбачити розвиток атеросклерозу на ранніх етапах.

Разом з тим, системи ШІ мають переваги в точності прогнозів порівняно з традиційними методами оцінки ризику. Водночас, обмеженням є необхідність інтерпретації результатів та забезпечення прозорості алгоритмів, що є важливим для довіри лікарів до системи. Зокрема, чорні ящики алгоритмів глибокого навчання можуть ускладнити пояснення результатів, що знижує впевненість лікарів у прийнятті клінічних рішень [2].

Одним із підходів до підвищення прозорості ШІ є використання моделей з поясненням рішень, що дозволяє лікарям та студентам краще розуміти як система дійшла до певного висновку. Це значно підвищує рівень довіри та сприяє більшій інтеграції ШІ у клінічну практику та навчання [3].

Впровадження ШІ у клінічну практику дозволяє не лише прогнозувати ризики ССЗ, а й здійснювати моніторинг стану пацієнта в реальному часі. Наприклад, ШІ-система KardiaMobile продемонструвала 95 % точність у виявленні фібриляції передсердь у пацієнтів. Використання таких систем значно підвищує ефективність діагностики та профілактики.

Окрім аналізу електрокардіограми, ШІ може застосовуватися для моніторингу параметрів, таких як артеріальний тиск, рівень глюкози в крові та інших фізіологічних показників у режимі реального часу. Сучасні пристрої, інтегровані з ШІ, дозволяють виявляти ранні ознаки погіршення стану пацієнта та своєчасно змінювати лікування, що знижує ризик госпіталізацій та смертності [5].

Штучний інтелект є перспективним інструментом для персоналізованого прогнозування ризиків ССЗ, забезпечуючи більш точний і швидкий аналіз великих обсягів даних. Впровадження ШІ у клінічну практику сприяє покращенню результатів лікування та зниженню ризику ускладнень. Подальші дослідження у цій галузі сприятимуть удосконаленню алгоритмів та розширенню можливостей ШІ у кардіології.

Список використаних джерел

1. Budreviciute A., Damiani S., Sabir D. K., Onder K., Schuller-Goetzburg P., Plakys G. Management and Prevention Strategies for Non-communicable Diseases (NCDs) and Their Risk Factors. *Frontiers in Public Health*. URL: <https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.574111> (available at: 28.03.2025).
2. Dominguez L. J., Di Bella G., Veronese N., Barbagallo M. Impact of Mediterranean Diet on Chronic Non-communicable Diseases and Longevity. *Nutrients*. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8231595/> (available at: 28.03.2025).
3. Guan B., Wang A., Xu H. Causal Associations of Remnant Cholesterol with Cardiometabolic Diseases and Risk Factors: A Mendelian Randomization Analysis. *Cardiovascular Diabetology*. URL: <https://cardiab.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12933-023-01927-z> (available at: 28.03.2025).
4. Park M. J., Choi K. M. Association Between Variability of Metabolic Risk Factors and Cardiometabolic Outcomes. *Diabetes Metabolism Journal*. URL: <https://www.e-dmj.org/journal/view.php?doi=10.4093/dmj.2021.0316> (available at: 28.03.2025).
5. Tahir U. A., Gerszten R. E. Molecular Biomarkers for Cardiometabolic Disease: Risk Assessment in Young Individuals. *Circulation Research*. URL: <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCRESAHA.123.322000> (available at: 28.03.2025).

СТВОРЕННЯ НАВЧАЛЬНИХ КУРСІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ШІ: ВІД ПРОГРАМИ ДО ІНТЕРАКТИВНОГО КОНТЕНТУ

Вовкодав Олександр Валерійович

кандидат технічних наук, викладач кафедри інформатики та методики її навчання,
Тернопільський національний педагогічний університет імені Володимира Гнатюка,
o.vovkodav@tnpu.edu.ua

Розвиток штучного інтелекту (ШІ) змінив підходи до створення та поширення навчального контенту. Використання ШІ у вищій освіті стає все більш поширеним, адже воно дозволяє автоматизувати рутинні завдання, персоналізувати навчання та забезпечити доступ до адаптивних форм навчального матеріалу. Генеративні ШІ-системи, зокрема великі мовні моделі (LLM), виступають не лише як джерело інформації, а й як інструмент створення, адаптації та верифікації змісту освітніх курсів.

В основі педагогічного дизайну лежить ідея конструктивізму, що передбачає активну участь студента у створенні знань. ШІ може виступати як ментор цього процесу, надаючи адаптивний контент відповідно до стилю навчання та рівня підготовки здобувача освіти. Крім того, концепція змішаного навчання (blended learning) та інструменти навчального дизайну (Instructional Design Models, такі як ADDIE або SAM) (рис. 1), передбачають гнучке поєднання цифрових технологій із традиційними формами навчання [1]. ШІ, інтегрований у ці підходи, дозволяє створювати гнучкі, інтерактивні й динамічні курси.

На етапі планування ШІ допомагає формувати структуру курсу, визначати цілі й результати навчання, генерувати орієнтовну програму. Під час створення контенту – забезпечує генерацію лекційного матеріалу, створення прикладів,

«Сучасні цифрові технології та інноваційні методики навчання: досвід, тенденції, перспективи», 10 квітня 2025, № 15