

Методи автоматизації та оптимізації побудови навчального матеріалу в інтелектуальних адаптивних вебсистемах самоосвіти

Марія Дутчак, Андрій Аннич, Олег Козич

*Кафедра інформаційних технологій
Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника
Івано-Франківськ, Україна*

Анотація— У статті проведено аналіз сучасного стану та перспектив розвитку штучного інтелекту в вебсистемах самоосвіти та описано запропонований метод автоматизованої побудови, оптимізації та вибору кращої за певним критерієм адаптивної траєкторії навчання шляхом автоматизації та оптимізації побудови навчального матеріалу в інтелектуальних адаптивних вебсистемах самоосвіти.

Ключові слова— *інтелектуальні адаптивні вебсистеми самоосвіти, штучний інтелект, адаптивна траєкторія навчання, оптимізація навчального матеріалу.*

I. ВСТУП

Розвиток мережі Інтернет, хмарні обчислення, технології великих даних і значні досягнення в галузі штучного інтелекту (ШІ) змінили освіту. Останніми роками з'явилося багато публікацій, які описують більш досконалі навчальні системи з підтримкою штучного інтелекту, які набувають популярності завдяки своїй здатності надавати навчальний контент і адаптуватися до індивідуальних потреб здобувачів освіти. Проте, незважаючи на те, що ці сучасні системи навчання є корисними освітніми платформами, які дозволяють покращити якість надання освітніх послуг, існує багато проблем і потреб, вирішення яких змогло б підняти даного класу системи на якісно новий рівень надання освітніх послуг, зокрема у напрямку розвитку методів автоматизації побудови адаптивної траєкторії навчання із зменшенням потреби втручання у навчальний процес викладачів чи інженерів зі знань.

Функціонування інтелектуальних адаптивних вебсистем самоосвіти (ІАВСС) можна описати як постійне прийняття рішень щодо побудови адаптивного навчального процесу на основі накопичених знань та аналізу поточних ситуацій для досягнення поставленої мети. Одним із важливих критеріїв якості даних систем є можливість самонавчання та самовдосконалення в процесі проходження занять студентами [1].

II. АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Групою авторів у складі Т. Kabudi, І. Pappas, D. Olsen [2] за результатами аналізу достатньо великої кількості наукових публікацій були виділені використовувані методи штучного інтелекту та аналізу даних. Найчастіше згадуваною у дослідженнях виявилась технологія байєсівських мереж. Наступною найбільш часто згадуваною технікою були нейронні мережі. Древа рішень, генетичні алгоритми та методи К-найближчих сусідів (KNN) також були ідентифіковані в цьому дослідженні. Далі йдуть дослідження, які ґрунтуються на векторних машинах (SVM) і байєсівському відстеженні знань (ВКТ), а також у дослідженні наведено багато інших менш часто згадуваних методик.

Проте, на думку багатьох авторів [3-5], які досліджували впровадження методів ШІ у реально діючі навчальні системи, більшість адаптивних систем навчання на практиці функціонують просто як звичайні навчальні платформи. Зазначається, що існують значні

2023 2nd International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering
Ivano-Frankivsk, Ukraine, November 29-30, 2023

розбіжності між тим, що можуть робити описані у літературі навчальні системи з підтримкою ІІІ, і тим, як вони фактично впроваджені і апробовані на практиці.

Окрім того, існуючі освітні системи використовують, як правило, стандартизовані методи навчання, які не відповідають індивідуальним особливостям кожного здобувача освіти [6]. Це підкреслює необхідність розробки та використання нових методів штучного інтелекту під час побудови навчального процесу засобами ІАВСС, щоб дані системи навчання могли задовольняти різні потреби та особливості кожного із здобувачів освіти.

Отже, проведений аналіз стану розробки та впровадження методів та моделей побудови інтелектуального адаптивного навчання показав потребу в їх подальшому розвитку та впровадженню передових технологій ІІІ. Зокрема актуальною є проблема автоматизації побудови індивідуалізованого навчання, що полягає в створенні і забезпеченні студентів навчальним матеріалом, який відповідає їх можливостям та меті навчання із врахуванням академічних вимог.

ІІІ. МЕТОДИ

У даній публікації пропонується метод побудови та вибору оптимальної адаптивної траєкторії навчання (АТН) в розширених базах навчальних матеріалів, в яких можлива наявність декількох навчальних блоків (НБ), що пояснюють одне і те ж поняття. Такі НБ можуть відрізнятися тими чи іншими параметрами, наприклад, рівнем зв'язності з іншими НБ та ключовими поняттями, складністю, доступністю викладу, актуальністю навчального матеріалу, тривалістю вивчення, вартістю і т.д.

Для вибору оптимальних параметрів АТН використовується оцінка ймовірностей досягнення поставленої мети при різних сценаріях навчання та оптимізація функції пристосованості засобами квантового генетичного алгоритму вищих порядків. Основою для формування керуючих впливів є можливості та мета навчання студента. [7]

Розглянемо метод побудови АТН. Завдання побудови АТН формулюється в такий спосіб: побудовано та заповнено необхідні слоти семантичної мережі навчального матеріалу (СМНМ) [8]. Задано множину ключових понять C_{key} . Потрібно побудувати оптимальний підграф СМНМ, що містить траєкторію переходу від вихідних понять (або від понять, які не мають входів, необхідних для засвоєння студентами) до кожного ключового поняття. Очевидно, що в загальному випадку задача має багато рішень. Серед них потрібно вибрати одне, оптимальне по заданому критерію.

Пояснення понять містяться в НБ. Для того, щоб було вивчене поняття C_i потрібно в траєкторії навчання мати хоча б один НБ, що пояснює це поняття. Іншими словами, щоб C_i -змінна мала значення true, потрібне прийняття значення true хоча б однієї з b-змінних тих НБ, в яких визначається C_i . З іншого боку, щоб НБ, який містить пояснення поняття C_i (нехай це НБ b_{ij}) був зрозумілий студенту, студент повинен знати або попередньо вивчити вхідні для НБ b_{ij} поняття. Змінні цих понять повинні мати значення true.

Отже, автоматизована побудова траєкторії навчання повинна здійснюватися з дотриманням наступного правила:

$$C_{key_i} = \prod_{j \in J_1} b_{ij} + \sum_{j \in J_2} r_{eR_j} b_{ij} \prod c_{jr} + \prod_{j \in J_3} b_{ij}(zk_{j,j+1}) = true, \quad (1)$$

де C_{key_i} – i -те ключове поняття; b_{ij} – j -й НБ, який є вхідним для i -го НБ, J_1 – множина НБ, які передують в ієрархії НБ блоку, в якому визначене C_{key_i} , для яких $zk_1 = 1$; J_2 – множина НБ, в яких визначене поняття C_{key_i} , R_j – множина вхідних для НБ b_{ij} понять; J_3 – множина НБ, які змістово-зв'язні з НБ, в якому визначене C_{key_i} , для яких $zk_3 > 0$.

Побудова навчальної траєкторії починається з вибору ключових понять. Цей вибір виконує викладач, орієнтуючись на академічні вимоги. При самоосвіті, студент самостійно вибирає ключові поняття, які є кінцевою метою навчання. Далі виконується циклічний обчислювальний процес вибору НБ на основі формули (1) для кожного ключового поняття з послідовною заміною в правих частинах формул c -змінних на b -змінні і нові c -змінні. Цей процес триває до тих пір, поки в крайніх правих частинах не буде змінних інших понять і НБ, окрім початкових, тобто тих, в яких відсутні вхідні поняття, які необхідно вивчити студенту.

Оптимізація і вибір однієї з побудованих траєкторій навчання виконується у відповідності до сформульованої мети навчання. Нехай метою навчання є засвоєння максимального обсягу навчального матеріалу курсу та досягнення максимального рівня знань Q при визначеній тривалості навчання T та переліку ключових компетенцій.

Функція пристосованості матиме вигляд:

$$Q = \sum_{i=1}^n C_i L_{zi_k}^t \rightarrow \max, \text{ при } \sum_{i=1}^n t_i \leq T, L_{zi_k}^t > d_i, \quad (2)$$

де $L_{zi_k}^t$ – найімовірніший рівень засвоєння навчального матеріалу (НМ) i -го заняття k -ї складності за час t деяким студентом, n – кількість занять, C_i – рівень важливості i -го заняття, d_i – мінімальне значення рівня засвоєння НМ i -го заняття, при якому заняття може бути зарахованим. $L_{zi_k}^t$ дорівнює рівню засвоєння НМ, для якого оцінка ймовірності, обчислена за формулою (2) буде найвищою.

Оцінка ймовірності того, що в момент часу t студент перебуває в стані L_j , визначається за формулою [9]:

$$p_j(t) = \sum_i p_i(0) p_{ij}^t, \quad (3)$$

де $p_i(0)$ – оцінка ймовірності перебування студента в i -му стані засвоєння; p_{ij}^t – оцінка умовних ймовірностей переходів із одного стану в інший для занять трьох рівнів складності.

Для оптимізації функції пристосованості було розроблено і використано квантовий генетичний алгоритм вищих порядків (QGA), який забезпечує глобальний пошук розв'язку при швидкій збіжності та невеликому розмірі популяції (випадковим чином згенерована множина можливих розв'язків, за допомогою якої досліджується область пошуку) [10].

IV. РЕЗУЛЬТАТИ

Розроблені моделі та методи були апробовані під час організації навчального процесу студентів спеціальностей 121 Інженерія програмного забезпечення та 113 Прикладна математика Прикарпатського національного університету імені Василя Стефаника (м. Івано-Франківськ) з дисциплін «Front-end розробка», «Програмування Інтернет», «Програмування мовою PHP» та «Веб-програмування».

Дослідження таких показників як «релевантність побудованої адаптивної траєкторії навчання» та «цілісність представлення адаптованого навчального матеріалу», проводилось шляхом опитування студентів з виставленням оцінки по кожному параметру за 100-бальною шкалою, і були високо ними оцінені.

Оцінку впливу на якість засвоєння НМ було проведено методом спліт-тестування (А/В тестування). Статистичні обчислення виконані на основі вибірки результатів навчання 3-ох груп зазначених вище спеціальностей у 2021/2022 н. р. та 3-ох інших груп за перший семестр 2022/2023 н. р. Порівняння вибірок студентів до експерименту проводилось з використанням t-критерію Стюдента та критерію Пірсона χ^2 -квадрат (χ^2) [9].

V. ОБГОВОРЕННЯ

Аналіз даного дослідження показав, що під час організації навчання засобами розробленої системи, якість засвоєння НМ студентами збільшилась на 15%, тобто відбувся перехід студентів із категорій E і D в одну із категорій A, B, C, що свідчить про суттєвий вплив на рівень засвоєння студентів, які належать до даних категорій. Середнє арифметичне рівня засвоєння НМ у експериментальній групі збільшилось на 6,7% та на 5,2% у порівнянні відповідно із першою та другою контрольними групами.

Впровадження і використання розроблених методів побудови ІТН дозволяє підвищити якість автоматично організованого навчального процесу, раціональніше використовувати трудові і технічні ресурси закладів та систем освіти шляхом автоматизації та адаптації процесу оволодіння знаннями.

VI. ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Перспективним напрямом подальших досліджень є розвиток і впровадження методів та засобів аналізу даних та інших методів штучного інтелекту з метою оптимізації і підвищення якості навчання студентів засобами ІАВСС.

VII. ВИСНОВКИ

Отже, представлене дослідження сприяє подальшому розвитку методів автоматизованої побудови навчального матеріалу із наявних навчальних блоків (модулів). Також було запропоновано удосконалену модель навчального матеріалу та удосконалений метод встановлення змістовних коефіцієнтів зв'язку між навчальними блоками, що дозволяє підвищити коректність та оптимальність автоматично сформованих варіантів навчальних траєкторій.

Запропоновано удосконалений метод автоматизованої побудови, оптимізації та вибору кращої за певним АТН, який дає можливість підвищити якість процесу оволодіння знаннями в інтелектуальних адаптивних вебсистемах самоосвіти. Даний метод дозволяє будувати АТН в залежності від параметрів моделі студента, виявленого рівня знань ключових та проміжних понять та академічних вимог, а також компактніше розміщувати більш зв'язні навчальні блоки, сприяючи тим самим кращому їх засвоєнню.

1. J. Ong and S. Ramachandran, "An Intelligent Tutoring System Approach to Adaptive Instructional Systems," United States Army Research Institute for the Behavior and Social Sciences, CA, ADA437533, Sept. 2005. Date of access: November 1. 2023. [Online]. Available: <https://apps.dtic.mil/sti/pdfs/ADA437533.pdf>
2. T. Kabudi, I. Pappas and D. H. Olsen, "AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature," *Comput. & Education: Artif. Intell. (CAEAI)*, vol. 2, 2021, ar. no. 100017. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100017>
3. M. Hou and C. Fidopiastis, "A generic framework of intelligent adaptive learning systems: from learning effectiveness to training transfer," *Theor. Issues Ergonom. Sci.*, vol.18, no. 2, p. 167–183, 2017. <https://doi.org/10.1080/1463922X.2016.1166405>
4. G. Padron-Rivera, C. Joaquin-Salas, J.-L. Patoni-Nieves and J.-C. Bravo-Perez, "Patterns in Poor Learning Engagement in Students While They Are Solving Mathematics Exercises in an Affective Tutoring System Related to Frustration," *Lecture Notes Comput. Sci.*, vol. 10880, p. 169–177, 2018. https://doi.org/10.1007/978-3-319-92198-3_17
5. H. Xie, H.-C. Chu, G.-J. Hwang and C.-C. Wang, "Trends and development in technology-enhanced adaptive/personalized learning: A systematic review of journal publications from 2007 to 2017," *Comput. & Educ.*, vol. 140, p. 103599. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103599>
6. M. Oliveira, A. Barreiras, G. Marcos, H. Ferreira, A. Azevedo та C. Vaz de Carvalho, "Collecting and Analysing Learners Data to Support the Adaptive Engine of OPERA, a Learning System for Mathematics," in *Special Session Analytics Educational Environ.*, Porto, Portugal, 21–23 Apr. 2017. SCITEPRESS - Sci. Technol. Publications, 2017. <https://doi.org/10.5220/0006389806310638>
7. M. Dutchak, M. Kozlenko, I. Lazarovych, N. Lazarovych, M. Pikuliak and I. Savka, "Methods and Software Tools for Automated Synthesis of Adaptive Learning Trajectory in Intelligent Online Learning Management Systems," in *Innovations in Smart Cities Applications*, Volume 4. Cham: Springer Int. Publishing, 2021, p. 206–217. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2_16
8. П. І. Федорук та М. С. Дутчак, "Побудова бази знань адаптивних систем дистанційного навчання на основі фреймової та продукційної моделей представлення знань," *Управляючі системи і машини (UCiM)*, № 5, с. 3–10, 2012. <https://doi.org/10.15407/csc>
9. Я. Бродський, "Характеристики Статистика. Ймовірність. Комбінаторика," Київ: НК - Богдан, 2014.
10. V. M. Tkachuk, M. I. Kozlenko, M. V. Kuz, I. M. Lazarovych and M. C. Dutchak, "Optimization Based on Higher-Order Quantum Genetic Algorithm," *Electronic modeling*, vol. 41, no. 3, p. 43–58, Jun. 2019. <https://doi.org/10.15407/emodel.41.03.043>