

ДУТЧАК МАРІЯ

Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника

<https://orcid.org/0000-0002-3337-5613>e-mail: mariia.dutchak@pnu.edu.ua

УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДУ ПОБУДОВИ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ НАВЧАЛЬНИХ ТРАЕКТОРІЙ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ АДАПТИВНИХ ВЕБСИСТЕМАХ САМООСВІТИ

У статті описано удосконалений метод автоматизованої побудови, оптимізації та вибору кращої за певним критерієм адаптивної траєкторії навчання, який дає можливість підвищити якість процесу оволодіння знаннями в інтелектуальних адаптивних вебсистемах самоосвіти. Даний метод дозволяє будувати адаптивну траєкторію навчання в залежності від параметрів моделі студента, виявленого рівня знань ключових і проміжних понять та академічних вимог, а також компактніше розміщувати більш зв'язні навчальні блоки, сприяючи там самим кращому їх засвоєнню. Представлене дослідження сприяє подальшому розвитку методів автоматизованої побудови навчального матеріалу із наявних навчальних блоків (модулів).

Впровадження і використання результатів даного дослідження дозволяє підвищити якість автоматично організованого навчального процесу, раціональніше використовувати трудові і технічні ресурси вебсистем самоосвіти, а також може бути використаним при організації очного навчання.

Ключові слова: штучний інтелект; інтелектуальні освітні вебсистеми; автоматизована побудова навчальних траєкторій; оптимізація функції пристосованості.

DUTCHAK MARIIA

Vasyl Stefanyk Precarpathian National University

<https://orcid.org/0000-0002-3337-5613>e-mail: mariia.dutchak@pnu.edu.ua

IMPROVING THE METHOD OF BUILDING AND OPTIMIZING LEARNING PATHS IN INTELLIGENT ADAPTIVE E-LEARNING SYSTEMS

The article describes an improved method for automated construction, optimization, and choice of the best adaptive learning path according to a certain criterion, which gives an ability to improve the quality of the process of learning in intelligent adaptive e-learning systems. This method allows to build an adaptive learning trajectory depending on the parameters of the student's model, the identified level of knowledge of key and intermediate concepts and academic requirements, and to compactly arrange more related learning units, which contributes to their better assimilation. The presented research contributes to the further development of methods for automated construction of educational material from educational blocks (modules). Also, the author propose an improved model of learning material and an improved method of setting semantic coefficients of connection between learning units, which allows to increase the correctness and optimality of automatically generated variants of learning trajectories.

The approbation of the proposed methods has shown that the quality of students' learning has increased by 15%, that is, there was a transition of students from categories E and D to one of the categories A, B, C, which indicates a serious effect on the level of learning of students belonging to the researched categories. The arithmetic mean of the level of learning in the experimental group increased by 6.7% and 5.2% compared to the first and second control groups, respectively. Thus, the implementation and use of the results of this study can improve the quality of the automatically organized learning process, more rational use of labor and technical resources of web-based self-education systems, and can also be used by traditional educational institutions.

Keywords: artificial intelligence; intelligent e-learning systems; automated learning path construction; optimization of the adaptability function.

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].

Аналіз останніх досліджень

Аналіз досліджень систем навчання з підтримкою штучного інтелекту, які впроваджені в навчальних закладах, показав їх знаходження на початковому етапі впровадження і розвитку. У [1] зазначено: «Багато з цих систем навчання, а також інтелектуальних систем навчання описані в літературі, і їх ефективність доведена. Однак ці системи рідко використовуються в реальних навчальних закладах на

звичайних курсах». Проблема залишається, і нещодавні дослідження підкреслюють відсутність успішних систем навчання з підтримкою штучного інтелекту, реалізованих на практиці [3-5].

Групою авторів у складі Т. Kabudi, I. Pappas, D. Olsen [6] за результатами аналізу достатньо великої кількості наукових публікацій були виділені використовувані методи штучного інтелекту та аналізу даних. Найчастіше згадуваною в дослідженнях виявилась технологія байєсівських мереж. Наступною найбільш часто згадуваною технікою були нейронні мережі. Деревя рішення, генетичні алгоритми та методи К-найближчих сусідів (KNN) також були ідентифіковані в цьому дослідженні. Далі по частоті згадування йдуть дослідження, які ґрунтуються на векторних машинах (SVM) і байєсівському відстеженні знань (BKT).

Одним із прикладів використання методів ШІ є запропонована персоналізована адаптивна модель онлайн-аналізу навчання, яка аналізує структуру навчального процесу за допомогою аналізу великих даних [7], яка може покращити якість навчального процесу, забезпечуючи найбільш прийнятний навчальний контент для кожного учня. Ця модель була розроблена для усунення неточних і неправильних процесів вибору навчального матеріалу (НМ) в адаптивних системах навчання. Крім того, групою авторів на чолі Е. Ніхад [8] запропоновано багатоагентну систему адаптивного навчання, яка може збирати та виявляти інформацію, що описує процес навчання студентів дедуктивним способом. Ця система має на меті приймати рішення в реальному часі та пропонувати студентам навчання відповідно до їх динамічного темпу навчання. У роботі [9] запропоновано когнітивну структуру для адаптивного зворотного зв'язку, яка об'єднує педагогічні і предметні моделі та моделі учнів. Також можна виділити іншу інтелектуальну модель, яка використовує як контрольовані (supervised), так і неконтрольовані (unsupervised) методи машинного навчання для адаптивного вибору відповідного навчального матеріалу для конкретного студента [10].

Формулювання цілей

Отже, на думку багатьох авторів, які досліджували впровадження методів ШІ у реально діючі навчальні системи, більшість адаптивних систем навчання на практиці використовуються просто як звичайні навчальні платформи. Зазначається, що існують значні розбіжності між тим, що можуть робити описані у літературі навчальні системи з підтримкою ШІ, 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. 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 технологій та моделей інтелектуального адаптивного навчання показав потребу в їх подальшому розвитку та впровадженню передових технологій у даного класу системи.

Автоматизована побудова адаптивної траєкторії навчання

Отже, на сьогоднішній день актуальною є проблема автоматизації побудови індивідуалізованого навчання, що полягає в створенні і забезпеченні студентів навчальним матеріалом, який би відповідав їх можливостям та меті навчання із врахуванням академічних вимог.

Розглянемо детальніше розроблений метод побудови та вибору оптимальної траєкторії навчання 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'язаності з іншими НБ та ключовими поняттями, складністю, доступністю викладу, актуальністю, вартістю, тривалістю вивчення і т.д.

Основою для побудови адаптивного навчання є максимально достовірною моделювання студента. Коректна оцінка імовірнісних параметрів цієї моделі у процесі взаємодії студента і системи є визначальною для організації ефективного навчання [11]. 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, а також академічні вимоги. [12]

Розглянемо метод побудови траєкторій навчання. При описі методу побудови траєкторій навчання використано такі визначення:

- *ключове поняття (компетенція)* - поняття, яке є кінцевою метою навчання;
- *початкове поняття* - поняття, вивчення якого не потребує вивчення інших понять;
- *проміжні поняття* – поняття, які необхідно вивчити студенту для переходу до вивчення ключового поняття;
- *семантична мережа понять* - мережа, вершини якої відповідають поняттям, а дуги – змістовим зв'язкам між ними. Так, якщо X – вихідне поняття, від якого змістовно залежить Y – ключове (або проміжне) поняття, то дуга направлена від вершини X до вершини Y із вагою 1: $X \xrightarrow{1} Y$, і з вагою 0: $X \xrightarrow{0} Y$, якщо поняття змістовно не залежні. При необхідності, можуть бути визначені і проміжні значення змістової залежності;
- *семантична мережа НБ (СМНБ)* - мережа, вершини якої відповідають НБ і являють собою фрейми різних рівнів ієрархії, слоти яких можуть містити наступні метадані: перелік вхідних понять (C_{in}), перелік вихідних понять (C_{out}), множину змістовно-зв'язаних НБ, рівень складності (I_z), рівень важливості

(C_z), рівень засвоєння НМ (L_z), швидкості проходження (τ_z) тощо. На деякому етапі роботи частина слотів можуть залишатися порожніми і заповнюватися чи модифікуватися в процесі роботи системи, доповнюватися додатковими параметрами, наприклад такий параметр як рівень важливості встановлюється в залежності від змістового зв'язку із ключовими поняттями. Дуга $X \xrightarrow{1} Y$ має місце, якщо деяке поняття визначене в НБ X і використовується в НБ Y , та означає, що коефіцієнт залежності Y від X $zk_{xy}=1$. Поняття X , яке пояснюється (визначається) в НБ, називається *вихідним поняттям* цього НБ, а поняття, що використовуються в НБ для пояснення вихідного поняття, називаються *вхідними поняттями* цього НБ;

- *змінна поняття (c-змінна)* - логічна змінна, що приймає значення true, якщо поняття входить в АТН, інакше c-змінна дорівнює false. Аналогічно визначається *b-змінна* - логічна змінна НБ;
- *семантична мережа навчального матеріалу (СМНМ)* - орієнтований І-АБО-граф, утворений об'єднанням семантичних мереж понять і НБ;
- *модель траєкторії навчання (МТН)* являє собою І-АБО-підграф СМНМ;
- *змістовий коефіцієнт зв'язку (КЗ)* — рівень змістової залежності одних НБ від інших.

Для визначення рівня змістової залежності між НБ передбачено встановлення трьох типів змістового зв'язку (zk):

ієрархічний (zk1) — змістові КЗ встановлюються відповідно до знаходження НБ в ієрархічній структурі НМ. Змістовий КЗ НБ від передуючого йому на тому самому рівні ієрархії НБ рівний 1. Наприклад, змістовий КЗ заняття 2 від заняття 1 рівний 1, ЗКЗ підпункт 1.2 від підпункту 1.1 теж рівний 1, і т.д.

понятійний (zk2) — змістові КЗ встановлюються виходячи з аналізу вхідних і вихідних понять НБ: якщо будь-яке з вихідних понять i -го НБ є вхідним для j -го НБ, то $zk_{ij} = 1$.

асоціативний (zk3) — асоціативні змістові КЗ, які встановлюються викладачем.

На початковому етапі значення понятійного і асоціативного КЗ рівні 0, поки вони не змінені в результаті запуску відповідних процедур чи викладачем. Всі ці типи змістових зв'язків в подальшому використовуються для автоматизованої побудови траєкторій навчання.

Завдання побудови АТН формулюється в такий спосіб: побудовано та заповнено необхідні слоти СМНМ [13]. 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) до кожного ключового поняття. Очевидно, що в загальному випадку задача має багато рішень. Серед них потрібно вибрати одне, оптимальне по заданому критерію. Змінні понять і модулів, що увійдуть в побудовану траєкторію, повинні мати значення true.

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:

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

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 $zk_3 > 0$.

З (1) випливає, що вершинам понять відповідає відношення диз'юнкції, і тому ці вершини названі вершинами типу АБО, а вершинам модулів відповідає відношення кон'юнкції, і тому ці вершини – вершини типу І. Приклад моделі НМ наведено на рис. 1, де вершини понять показані у вигляді овалів, а вершини НБ — у вигляді прямокутників, над стрілками із суцільними лініями вказані zk_1 , під стрілка – zk_3 , пунктирними стрілками вказані zk_2 , напрям стрілки показує відношення поняття: вхідне чи вихідне. Наприклад, на рис. 1, C_3 є вхідним поняттям b_4 і b_7 та вихідним для b_3 .

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 правих частинах не буде змінних інших понять і НБ, окрім початкових, тобто тих, в яких відсутні вхідні поняття, необхідні для вивчення студентом. При формуванні навчальної траєкторії використовуються наступні очевидні правила:

$$b_i * b_j * b_i = b_j * b_i \text{ та } c * c = c, \quad (2)$$

де * — знак кон'юнкції.

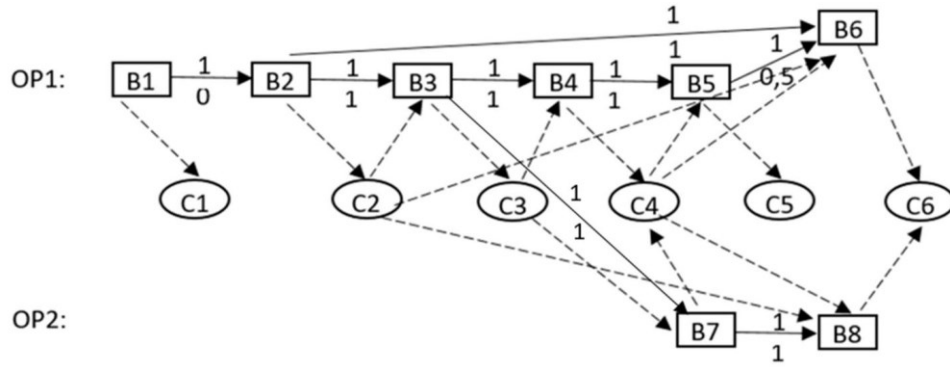


Рис. 1. Структурна модель навчального матеріалу

Після закінчення циклічного процесу і розкриття всіх дужок маємо диз'юнктивну нормальну форму, в якій кожен диз'юнкт відповідає одній з альтернативних траєкторій навчання. Серед них потрібно вибрати траєкторію, оптимальну по одному з критеріїв, які визначаються метою навчання і встановленими обмеженнями.

Розглянемо приклад побудови навчальних траєкторій дисципліни, навчальний матеріал якої ілюструється графом, який зображений на рис. 1. Нехай в якості ключових понять встановлені поняття $c4$ та $c6$. Позначимо функцію, що характеризує множину всіх траєкторій через F . Кожен диз'юнктивний член цієї функції відноситься до однієї траєкторій навчання F_k .

Виконання алгоритму починається з опису F у вигляді кон'юнкції ключових понять: $F = c4 * c6$.

Далі слід застосувати правила (2) і продовжити заміни змінних. Згідно першого та третього доданків правила (3) отримуємо наступні траєкторії:

$$F_1: b6 * b5 * b4 * b3 * b2 * b1; F_2: b8 * b7 * b3 * b2 * b1; F_3: b6 *_{0,5} b5 *_{1} b4 *_{1} b3 *_{1} b2; F_4: b8 *_{1} b7 *_{1} b3 *_{1} b2 *_{1} b1;$$

Формування траєкторій згідно третього доданку виглядає так:

$$\begin{aligned} F &= b4 * c3 * (b6 * c4 * c2 + b8 * c4 * c2) = \\ &= b4 * b3 * c2 * (b6 * (b4 * c3 + b7 * c3) * b2 + b8 * (b4 * c3 + b7 * c3) * b2) = \\ &= b4 * b3 * b2 * (b6 * (b4 * b3 * c2 + b7 * b3 * c2) * b2 + b8 * (b4 * b3 * c2 + b7 * b3 * c2) * b2) = \\ &= b4 * b3 * b2 * (b6 * (b4 * b3 * b2 + b7 * b3 * b2) * b2 + b8 * (b4 * b3 * b2 + b7 * b3 * b2) * b2) = \\ &= b4 * b3 * b2 * (b6 * b4 * b3 * b2 * b2 + b6 * b7 * b3 * b2 * b2 + b8 * b4 * b3 * b2 * b2 + b8 * b7 * b3 * b2 * b2) = \\ &= b4 * b3 * b2 * b6 * b4 * b3 * b2 * b2 + b4 * b3 * b2 * b6 * b7 * b3 * b2 * b2 + b4 * b3 * b2 * b8 * b4 * b3 * b2 * b2 + \\ &\quad b4 * b3 * b2 * b8 * b7 * b3 * b2 * b2 \end{aligned}$$

З урахуванням правил (3), отримуємо наступний список з чотирьох альтернативних F_k :

$$F_5: b6 * b4 * b3 * b2; F_6: b6 * b7 * b3 * b2; F_7: b8 * b4 * b3 * b2; F_8: b8 * b7 * b3 * b2.$$

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:

$$Q = \sum_{i=1}^n C_i L_{zi_k}^t \rightarrow \max, \text{ при } \sum_{i=1}^n t_i \leq T, L_{zi_k}^t > d_i, \quad (3)$$

де $L_{zi_k}^t$ – найімовірніший рівень засвоєння 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 (табл. 1). $L_{zi_k}^t$ дорівнює рівню засвоєння НМ, для якого оцінка ймовірності, обчислена за формулою (4) буде найвищою [14].

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

$$p_j(t) = \sum_i p_i(0) p_{ij}^t, \quad (4)$$

де $p_i(0)$ – оцінка ймовірності перебування студента в i -му стані засвоєння, яка обчислюється як відношення кількості занять пройдених на i -тий ступінь (k^i), до загальної кількості занять за певний період:

$p_i(0) = \frac{k_i}{k_1 + k_2 + k_3}$, p_{ij}^t – оцінка умовних імовірностей переходів із одного стану в інший для занять трьох рівнів складності, яка обчислюється як відношення кількості студентів з однаковим ступнем сприйняття r , що здійснили перехід із i -го стану в j -тий за час t до загального числа студентів, що перебували у i -му стані.

$$p_{ij}^t = \frac{L_{ij}^t}{L_i^t}. \quad (5)$$

Для оптимізації функції пристосованості було використано квантовий генетичного алгоритму 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) [15].

Таблиця 1.

Ймовірнісні параметри навчального заняття для конкретного студента

Ідентифікатор заняття	Z_1	Z_2	...	Z_n
Початковий рівень знань	Q_1	Q_2	...	Q_n
Рівень важливості	C_1	C_2	...	C_n
Ймовірні рівні засвоєння НМ	$\begin{bmatrix} L_{z1_1}^0 & L_{z1_2}^0 & L_{z1_3}^0 \\ L_{z1_1}^1 & L_{z1_2}^1 & L_{z1_3}^1 \\ L_{z1_1}^2 & L_{z1_2}^2 & L_{z1_3}^2 \\ L_{z1_1}^3 & L_{z1_2}^3 & L_{z1_3}^3 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} L_{z2_1}^0 & L_{z2_2}^0 & L_{z2_3}^0 \\ L_{z2_1}^1 & L_{z2_2}^1 & L_{z2_3}^1 \\ L_{z2_1}^2 & L_{z2_2}^2 & L_{z2_3}^2 \\ L_{z2_1}^3 & L_{z2_2}^3 & L_{z2_3}^3 \end{bmatrix}$...	$\begin{bmatrix} L_{zn_1}^0 & L_{zn_2}^0 & L_{zn_3}^0 \\ L_{zn_1}^1 & L_{zn_2}^1 & L_{zn_3}^1 \\ L_{zn_1}^2 & L_{zn_2}^2 & L_{zn_3}^2 \\ L_{zn_1}^3 & L_{zn_2}^3 & L_{zn_3}^3 \end{bmatrix}$

Апробація

За результатами проведених теоретичних розробок та досліджень побудовано веборієнтовану навчальну систему Intelligent Online e-Learning Systems (IOELS), на базі якої було проведено експериментальну перевірку розроблених моделей та методів. 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 Стьюдента та критерію Пірсона Хі-квадрат (χ^2) [16].

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.

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 критерієм адаптивної траєкторії навчання, який дає можливість підвищити якість процесу оволодіння знаннями в інтелектуальних адаптивних вебсистемах самоосвіти. Даний метод дозволяє будувати адаптивну траєкторію навчання 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 там самим кращому їх засвоєнню.

Впровадження і використання результатів даного дослідження дозволяє підвищити якість автоматично організованого навчального процесу, раціональніше використовувати трудові і технічні ресурси вебсистем самоосвіти, а також може бути використаним традиційними закладами освіти.

Література

1. Ong J. An Intelligent Tutoring System Approach to Adaptive Instructional Systems / J. Ong, S. Ramachandran. – CA : United States Army Research Institute for the Behavior and Social Sciences, 2005. – 54 p. – Mode of access: <https://apps.dtic.mil/sti/pdfs/ADA437533.pdf> (date of access: 01.11.2023).
2. Verdú E. Integration of an intelligent tutoring system in a course of computer network design / E. Verdú [et al.] // Educational Technology Research and Development. – 2016. – Vol. 65, no. 3. – P. 653–677. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s11423-016-9503-0>.
3. Cavanagh T. Constructing a Design Framework and Pedagogical Approach for Adaptive Learning in Higher Education: A Practitioner's Perspective / T. Cavanagh [et al.] // The International Review of Research in Open and Distributed Learning. – 2020. – Vol. 21, no. 1. – P. 172–196. – DOI: <https://doi.org/10.19173/irrodl.v21i1.4557>.
4. Imhof C. Implementation of Adaptive Learning Systems: Current State and Potential / C. Imhof, P. Bergamin, S. McGarrity // Cognition and Exploratory Learning in the Digital Age. – Cham, 2020. – P. 93–115. –

DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-48190-2_6.

5. Somyürek S. The new trends in adaptive educational hypermedia systems / S. Somyürek // *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*. – 2015. – Vol. 16, no. 1. – DOI: <https://doi.org/10.19173/irrodl.v16i1.1946>.

6. Kabudi T. AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature / T. Kabudi, I. Pappas, D.H. Olsen // *Computers & Education: Artificial Intelligence (CAEAI)*. – 2021. – Vol. 2. – P. 12. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100017>.

7. Liang Q. Adaptive Learning Model and Implementation Based on Big Data / Q. Liang, N.C. Hainan // *2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*, Chengdu, China, 25–28 May 2019. – [S. l.], 2019. – DOI: <https://doi.org/10.1109/icaibd.2019.8836984>.

8. Nihad E. G. Designing and modeling of a multi-agent adaptive learning system (MAALS) using incremental hybrid case-based reasoning (IHCBR) / E.G. Nihad, K. Mohamed, E.-N. Mokhtar // *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. – 2020. – Vol. 10, no. 2. – P. 1980. – DOI: <https://doi.org/10.11591/ijece.v10i2.pp1980-1992>.

9. Bimba A.T. A Cognitive Knowledge-based Framework for Adaptive Feedback / A.T. Bimba [et al.] // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. – Cham, 2016. – P. 245–255. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-48517-1_22.

10. Idris N. Intelligent Learning Model Based On Significant Weight Of Domain Knowledge Concept For Adaptive E-Learning / N. Idris [et al.] // *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*. – 2017. – Vol. 7, no. 4-2. – P. 1486. – DOI: <https://doi.org/10.18517/ijaseit.7.4-2.3408>.

11. Федорук П.І. Визначення ймовірнісних характеристик моделі студента в адаптивних системах дистанційного навчання / П.І. Федорук, М. С. Дутчак // *Медична та біологічна інформатика та кібернетика: віхи розвитку* : зб. пр., Київ, 20 квіт. 2011 р. – Київ, 2011. – С. 110.

12. Dutchak M. Methods and Software Tools for Automated Synthesis of Adaptive Learning Trajectory in Intelligent Online Learning Management Systems / M. Dutchak [et al.] // *Innovations in Smart Cities Applications Volume 4*. – Cham, 2021. – P. 206–217. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2_16.

13. Федорук П. І. Побудова бази знань адаптивних систем дистанційного навчання на основі фреймової та продукційної моделей представлення знань / П.І. Федорук, М. С. Дутчак // *Управляючі системи і машини (USiM)*. – 2012. – № 5. – С. 3–10. – DOI: <https://doi.org/10.15407/csc>.

14. Дутчак М.С. Методи та програмні засоби автоматизованої побудови адаптивної траєкторії навчання / М. С. Дутчак // *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. – 2020. – Т. 149, № 2. – С. 58–66. – DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2020-149-2-58-66>.

15. Tkachuk V. M. Function Optimization Based on Higher-Order Quantum Genetic Algorithm / V. M. Tkachuk [et al.] // *Electronic modeling*. – 2019. – Vol. 41, no. 3. – P. 43–58. – DOI: <https://doi.org/10.15407/emodel.41.03.043>.

16. Бродський Я. Характеристики Статистика. Ймовірність. Комбінаторика. / Я. Бродський. – Київ : НК - Богдан, 2014. – 544 с.

References

1. Ong J. An Intelligent Tutoring System Approach to Adaptive Instructional Systems / J. Ong, S. Ramachandran. – CA : United States Army Research Institute for the Behavior and Social Sciences, 2005. – 54 p. – Mode of access: <https://apps.dtic.mil/sti/pdfs/ADA437533.pdf> (date of access: 01.11.2023).

2. Verdú E. Integration of an intelligent tutoring system in a course of computer network design / E. Verdú [et al.] // *Educational Technology Research and Development*. – 2016. – Vol. 65, no. 3. – P. 653–677. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s11423-016-9503-0>.

3. Cavanagh T. Constructing a Design Framework and Pedagogical Approach for Adaptive Learning in Higher Education: A Practitioner's Perspective / T. Cavanagh [et al.] // *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*. – 2020. – Vol. 21, no. 1. – P. 172–196. – DOI: <https://doi.org/10.19173/irrodl.v21i1.4557>.

4. Imhof C. Implementation of Adaptive Learning Systems: Current State and Potential / C. Imhof, P. Bergamin, S. McGarrity // *Cognition and Exploratory Learning in the Digital Age*. – Cham, 2020. – P. 93–115. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-48190-2_6.

5. Somyürek S. The new trends in adaptive educational hypermedia systems / S. Somyürek // *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*. – 2015. – Vol. 16, no. 1. – DOI: <https://doi.org/10.19173/irrodl.v16i1.1946>.

6. Kabudi T. AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature / T. Kabudi, I. Pappas, D.H. Olsen // *Computers & Education: Artificial Intelligence (CAEAI)*. – 2021. – Vol. 2. – P. 12. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100017>.

7. Liang Q. Adaptive Learning Model and Implementation Based on Big Data / Q. Liang, N.C. Hainan // *2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*, Chengdu, China, 25–28 May 2019. – [S. l.], 2019. – DOI: <https://doi.org/10.1109/icaibd.2019.8836984>.

8. Nihad E. G. Designing and modeling of a multi-agent adaptive learning system (MAALS) using incremental hybrid case-based reasoning (IHCBR) / E.G. Nihad, K. Mohamed, E.-N. Mokhtar // *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. – 2020. – Vol. 10, no. 2. – P. 1980. – DOI: <https://doi.org/10.11591/ijece.v10i2.pp1980-1992>.

9. Bimba A.T. A Cognitive Knowledge-based Framework for Adaptive Feedback / A.T. Bimba [et al.] // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. – Cham, 2016. – P. 245–255. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-48517-1_22.

10. Idris N. Intelligent Learning Model Based On Significant Weight Of Domain Knowledge Concept For Adaptive E-Learning / N. Idris [et al.] // *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*. – 2017. – Vol. 7, no. 4-2. – P. 1486. – DOI: <https://doi.org/10.18517/ijaseit.7.4-2.3408>.

11. Федорук П.І. Визначення ймовірнісних характеристик моделі студента в адаптивних системах дистанційного навчання / П.І. Федорук, М. С. Дутчак // *Медична та біологічна інформатика та кібернетика: віхи розвитку* : зб. пр., Київ, 20 квіт. 2011 р. – Київ, 2011. – С. 110.

12. Dutchak M. Methods and Software Tools for Automated Synthesis of Adaptive Learning Trajectory in Intelligent Online Learning Management Systems / M. Dutchak [et al.] // *Innovations in Smart Cities Applications Volume 4*. – Cham, 2021. – P. 206–217. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2_16.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2_16.

13. Fedoruk i P. I. Pobudova bazy znan adaptivnykh system dystantsiinoho navchannia na osnovi freimovoi ta produktsiinoi modelei predstavlenia znan / P.I. Fedoruk, M.S. Dutchak // Upravliaiuchi systemy i mashyny (USiM). – 2012. – № 5. – S. 3–10. – DOI: <https://doi.org/10.15407/csc>.

14. Dutchak M.S. Metody ta prohramni zasoby avtomatyzovanoi pobudovy adaptivnoi traiektorii navchannia / M. S. Dutchak // Visnyk Vinnytskoho politekhnichnoho instytutu. – 2020. – T. 149, № 2. – S. 58–66. – DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2020-149-2-58-66>. Function Optimization Based on Higher-Order Quantum Genetic Algorithm / V. M. Tkachuk [et al.] // Electronic modeling. – 2019. – Vol. 41, no. 3. – P. 43–58. – DOI: <https://doi.org/10.15407/emodel.41.03.043>.

15. Brodskiy Ya. Kharakterystyky Statystyka. Ymovimist. Kombinatoryka. / Ya. Brodskiy. – Kyiv : NK - Bohdan, 2014. – 544 s.