



Применение методов искусственного интеллекта при формировании индивидуальной траектории обучения

© 2026, А.З. Асанов¹✉, И.Ю. Мышкина², А.С. Мурашко²

¹ Институт искусственного интеллекта МИРЭА – Российского технологического университета, Москва, Россия

² Набережночелнинский институт (филиал) Казанского (Приволжского) федерального университета, Набережные Челны, Россия

Аннотация

Рассматривается возможность применения методов искусственного интеллекта в системе управления дистанционным обучением. Представлена структурная схема интеллектуальной системы управления дистанционным обучением. Выделены направления применения онтологического моделирования в данной системе. Рассмотрены подходы к решению задачи формирования индивидуальной траектории обучения на основе графа знаний электронного учебного курса, возможность построения векторных представлений графа знаний и использования нейронных сетей для анализа цифрового следа обучаемых. Задачи исследования включают: построение графа знаний электронного учебного курса; применение векторных представлений вершин и отношений графа знаний; выбор архитектуры, структуры и обучение нейронной сети для решения задачи формирования индивидуальной траектории обучения. В предложенном подходе для формирования индивидуальной траектории обучения используется граф знаний электронного курса, включающий параметры электронного курса и данные о пользователях, прошедших обучение. Представление элементов графа в виде векторов позволяет применить к исследованию предметной области методы машинного обучения, в том числе нейросетевые модели. Приводится методический пример использования предложенного подхода.

Ключевые слова: граф знаний, онтология, электронный курс, персонализация, траектория обучения, нейронная сеть.

Цитирование: Асанов А.З., Мышкина И.Ю., Мурашко А.С. Применение методов искусственного интеллекта при формировании индивидуальной траектории обучения. *Онтология проектирования*. 2026. Т.16, №1(59). С.164-176. DOI: 10.18287/2223-9537-2026-16-1-164-176.

Вклад авторов: Асанов А.З. – постановка задачи исследования, Мышкина И.Ю. – разработка и реализация моделей и алгоритмов, Мурашко А.С. – обзор существующих подходов.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Введение

Актуальность задачи совершенствования моделей и алгоритмов, применяемых в системах управления дистанционным обучением, обусловлена внедрением на всех уровнях образования компьютерных средств обучения и дистанционных образовательных технологий, что способствует индивидуализации процесса обучения. Необходимость принятия решения в условиях неопределённости и алгоритмическая сложность задачи построения индивидуальной (адаптивной) траектории обучения (ИТО) делают целесообразным применение методов искусственного интеллекта (ИИ) [1-10].

В [1] представлен обзор исследований, посвящённых использованию ИИ в высшее образование за период с 2016 по 2022 годы. Проведённый анализ позволил выделить ключевые направления применения ИИ: автоматизированная оценка и анализ учебных достижений; прогностические модели для предсказания образовательных траекторий; разработка интел-

лектуальных ассистентов для поддержки учебного процесса; создание интеллектуальных обучающих систем (ИОС), адаптированных к индивидуальным потребностям обучающихся; автоматизация управления учебным процессом на основе ИИ-технологий.

В применении ИИ в образовательной системе согласно [2] может быть выделено два основных направления: оптимизация и реорганизация учебного процесса с использованием ИИ-технологий; взаимодействие между участниками образовательного процесса, включая студентов, преподавателей и административный персонал. Вопросам анализа потенциальных рисков, связанных с внедрением технологий ИИ, особенно больших языковых моделей (БЯМ), в высшее образование посвящена работа [3], предлагаются меры по минимизации выявленных рисков.

Индивидуализация электронного обучения (ЭО) с применением графов знаний (ГЗ), онтологий и методов машинного обучения (МО) исследуется в [4]. Особое внимание уделяется использованию аппарата векторных представлений ГЗ для автоматизации процессов персонализации обучения. В [5] предлагается модель содержания электронного учебного курса (ЭУК), которая представляет совокупность древовидного ориентированного графа учебных элементов и таблицы их атрибутов.

Построение онтологической модели личности молодого исследователя и разработка математической модели его личностного роста рассмотрены в [6], предложен комплексный подход к оценке и прогнозированию развития профессиональных и личностных качеств будущих исследователей.

Анализ эволюции образования, включающий онтологические основы классно-урочной системы и принципы инновационного смарт-образования, проведён в [7]. Внимание уделяется вопросам индивидуализации и персонификации обучения с использованием ИИ-технологий. Методы когнитивного моделирования применяются для исследования процессов адаптивного обучения, разрабатываются математические модели, позволяющие прогнозировать и оптимизировать адаптацию учебных материалов под индивидуальные потребности студентов [8].

Методам сбора и обработки данных о поведении пользователей в системах ЭО посвящена работа [9], где рассматриваются сценарии использования результатов анализа для повышения эффективности образовательного процесса и предлагаются подходы к их реализации.

Большинство современных подходов к разработке ИТО базируется на поэтапной классификации обучающихся по результатам изучения разделов ЭУК. На каждом этапе обучения выполняется задача классификации обучающихся, с отнесением каждого из них к одному из определённых классов или групп. Для каждой группы разрабатываются ИТО, осуществляется вариация признаков пространства, включающего характеристики обучающихся и результаты их учебной деятельности. Применяются различные классификационные модели, такие как байесовские алгоритмы, нейронные сети, методы нечёткой логики и др.

В данной работе для формирования ИТО предлагается использовать ГЗ ЭУК, что позволяет учитывать параметры ЭУК и данные о пользователях, завершивших обучение. Представление элементов ГЗ в виде числовых векторов предоставляет возможность применения методов МО для анализа предметной области (ПрО), в том числе нейросетевых моделей.

1 Интеллектуальная система управления дистанционным обучением

В [11] рассматриваются этапы развития ЭО и соответствующие этим этапам цифровые инструменты – электронные учебники (начало 90-х годов), системы управления обучением (2000-е г.), облачные сервисы (начало 2000-х г.), открытые курсы, массовые открытые онлайн-курсы (2010-е г.). К актуальным трендам развития цифровых технологий в образовании

в настоящее время относят: адаптивные технологии обучения; методы ИИ и МО; сбор и анализ цифрового следа обучения; технологии виртуальной и дополненной реальности [12].

В [13] на основе непрерывного анализа данных об обучающемся формируется ИТО, под которой понимается «...последовательность учебных задач и материалов, которая формируется исходя из анализа персональных характеристик обучающегося и целей обучения».

В таблице 1 приведены цифровые инструменты и платформы для организации обучения студентов высших учебных заведений и/или корпоративного обучения, их краткое описание, особенности реализуемого с их помощью образовательного процесса [14-16]. Как видно из таблицы 1, повышение адаптивности ЭО может быть достигнуто путём разработки гибридных систем на основе применения методов ИИ.

Таблица 1 – Цифровые инструменты и платформы для электронного обучения

Цифровые инструменты и платформы	Описание	Применение в образовательном процессе
Инструменты для создания курсов электронного обучения ¹	Программное обеспечение для создания электронных учебных курсов.	Адаптивность обучения может быть реализована при наличии альтернативных модулей для изучения тем курса и возможности их выбора обучающимся.
Система управления обучением	Информационная система, предназначенная для обеспечения поддержки процессов, связанных с электронным обучением [14].	Ориентирована прежде всего на администрирование учебных процессов. Встроенные механизмы адаптации траектории обучения под особенности обучающихся ограничены.
Система управления образовательным контентом	Информационная система, используемая для создания, хранения, сбора и/или доставки образовательного контента [14].	Управляет учебным контентом. Позволяет создавать интерактивный учебный контент, способный адаптироваться к индивидуальным особенностям обучающихся.
Платформа подбора и рекомендации обучения	Платформа использует методы ИИ, МО, технологии рекомендательных систем для адаптации процесса обучения к особенностям, потребностям и опыту обучаемого.	Платформа способна агрегировать образовательный контент и использовать внешние источники учебного материала, рекомендательные алгоритмы, учитывающие индивидуальные особенности, потребности и опыт обучающегося.
Платформы управления микрообучением	Корпоративные системы управления обучением на основе учебных материалов небольшого объёма, встраиваемые в рабочие процессы.	Разбивают учебный материал на небольшие части, комбинации которых позволяют выстраивать различные траектории обучения.
Открытые онлайн-курсы	Открытые электронные курсы, доступные через Интернет, рассчитанные на обучение большого количества слушателей	Ориентированы на широкую аудиторию с заданной траекторией изучения материала и ограниченными средствами адаптации. Обучающийся самостоятельно определяет темп обучения.
Технологии виртуальной или дополненной реальности	Инструменты, создающие иммерсивную среду для формирования умений и навыков, оценки компетенций в условиях, близких к реальным.	Позволяют сделать учебный процесс более интерактивным, информативным и наглядным, способствуют в большей степени закреплению механических навыков ² .
Технологии цифровых игровых методик и элементов в обучении	Внедрение игровых методик в процесс обучения с целью повышения мотивации к обучению.	Позволяет повысить вовлечённость обучающихся [15].
Управление результативностью	Система оценки профессионального развития сотрудников, которая включает оценки компетенций и эффективности выполнения профессиональных задач после обучения.	Наличие механизма оценки компетенций и результативности работы позволяет выбрать направления профессионального развития, планировать обучение и оценивать перспективы карьерного роста.
Таксономия навыков	Создание единой системы классификации и стандартизации профессиональных компетенций, используемых при найме, адаптации и обучении персонала ² .	Позволит создавать модель компетенций в различных областях профессиональной деятельности для решения задач управления персоналом, в том числе обучения персонала.

¹ Ken Joseph. Learning Technology Trends. April 17, 2023. <https://brandonhall.com/learning-technology-trends/>.

² Селевич Е. 6 самых перспективных технологий для корпоративного обучения. <https://skillbox.ru/media/corptrain/6-samykh-perspektivnykh-tekhnologiy-dlya-korporativnogo-obucheniya/>.

В качестве возможных механизмов адаптации ЭУК к индивидуальным особенностям обучающихся можно выделить следующие [17-21].

- *Создание альтернативных модулей для изучения разделов курса.* Возможные траектории изучения учебных модулей курса определяет разработчик курса. Курс имеет нелинейную структуру, для изучения одной темы модули могут отличаться, например, уровнем сложности материала. Обучающийся может выбирать модуль для изучения и/или дополнительные материалы, пропускать известный ему материал. Выбор может осуществляться в соответствии со встроенными алгоритмами системы управления обучением, например, на основе анализа цифрового следа обучения с применением методов МО.
- *Выбор темпа обучения.* Обучающийся может проходить курс в удобном для себя темпе. Цифровой след обучения может включать данные о времени, затраченном на задания, успешности выполнения и частоте ошибок, что может использоваться для прогнозирования успеваемости и корректировки ИТО.
- *Учёт промежуточных результатов прохождения курса.* Использование результатов входного и/или промежуточного контроля или/и анкетирования для выбора учебных модулей для последующего изучения. После прохождения каждого раздела обучающийся может быть отнесён к одному из определённых классов, а для каждого класса определяется учебный модуль для изучения следующего раздела курса.
- *Использование адаптивного тестирования.* На основе прогноза успешности обучения (по прошлым оценкам) для каждого обучающегося может быть сформирован индивидуальный набор тестовых заданий. Формирование тестовых заданий может осуществляться в соответствии с уровнями таксономии Блума [22], используемой при проектировании учебных курсов.

Упрощённая структурная схема интеллектуальной системы управления дистанционным обучением представлена на рисунках 1 и 2. Ядром любой интеллектуальной системы является база знаний, в данной случае онтологическая база знаний, включающая онтологию обучаемого, онтологию преподавателя и онтологию ЭУК.

Онтологии знаний обучаемого и преподавателя вместе с моделями их поведения позволяют представить их как интеллектуальных агентов в автоматизированных обучающих системах, что позволит учитывать потребности и возможности обучаемых и автоматизировать решения типовых задач в деятельности преподавателя [23].

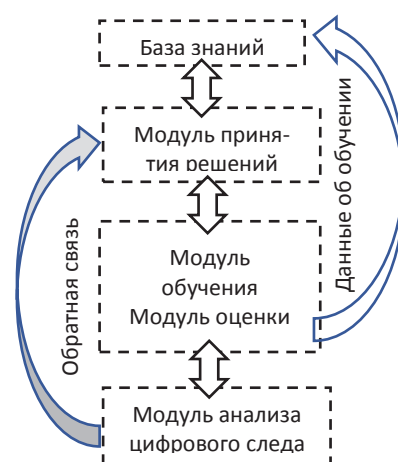


Рисунок 1 – Основные составляющие интеллектуальной системы управления дистанционным обучением



Рисунок 2 – Структурная схема интеллектуальной системы управления дистанционным обучением

В данной работе решается частная задача выбора одного из альтернативных модулей для изучения на основе анализа цифрового следа обучения.

ГЗ ЭУК строится на основе предварительно разработанного педагогического сценария ЭУК [24]. Разрабатываются альтернативные модули для изучения некоторых разделов ЭУК, определяются возможные ИТО. Информация о каждом альтернативном модуле является доступной для обучающихся. В результате изучения курса обучаемыми происходит накопление данных о его прохождении. Выбор модуля из возможных альтернатив на этапе сбора данных может осуществлять обучающийся на основе самооценки своих возможностей и уровня заинтересованности в более глубоком освоении дисциплины. Следующий модуль для изучения может быть предложен по результатам тестирования по предыдущему модулю.

ГЗ может быть расширен путём добавления элементов ЭУК в качестве вершин и построения соответствующих связей между ними. Например: контрольные задания по каждому разделу, разделённые на уровни освоения [25], и уровни сложности; время, затраченное на изучение разделов и прохождение тестирования; компетенции и оценки уровней их сформированности у студентов; данные о прохождении других курсов; психолого-личностные характеристики студента; личные интересы и т.п. Графовое представление курса [26] позволит учитывать связи между компетенциями, между заданиями и компетенциями, между темами и компетенциями.

2 Методический пример

В качестве методического примера рассмотрен упрощённый ЭУК, представленный в виде ГЗ на рисунке 3. ЭУК содержит четыре тематических раздела, включая входной, итоговый и промежуточный контроль освоения каждого раздела. На графе промежуточный контроль и/или результаты промежуточного контроля ассоциируются с вершинами, соответствующими изучаемым учебным модулям (не представлены отдельными вершинами).

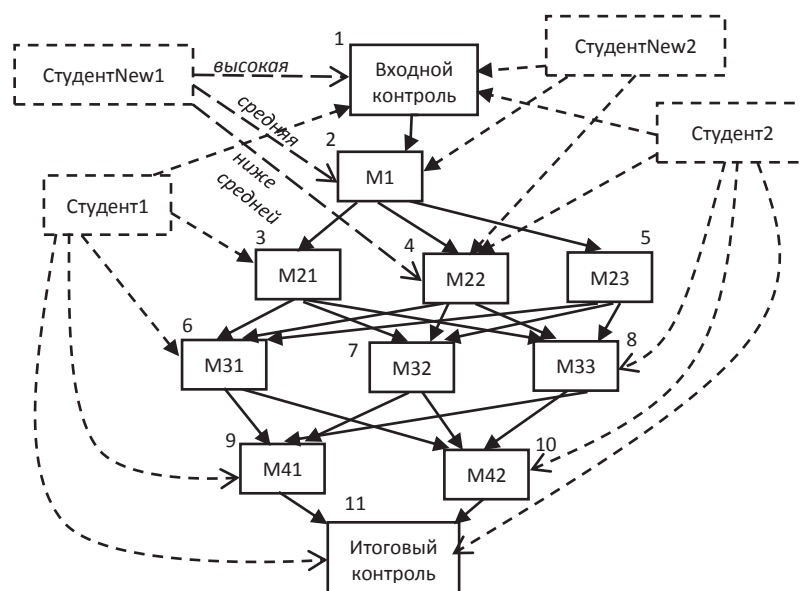


Рисунок 3 – Фрагмент упрощённого оргграфа учебного курса

Первый тематический раздел ЭУК представлен одним учебным модулем (вершина М1, номер вершины – 2, номера вершин графа приводятся рядом с соответствующей вершиной). Второй и третий тематические разделы содержат по три альтернативных учебных модуля (второй раздел: вершины М21, М22, М23, номера вершин – 3, 4, 5; третий раздел: вершины М31, М32, М33, номера вершин – 6, 7, 8). Четвёртый тематический раздел содержит два альтернативных учебных модуля (вершины М41, М42, номера вершин – 9, 10). Связи между вершинами, соответствующими модулям ЭУК, определяют последовательность их изучения, т.е. соответствуют возможным ИТО изучения курса. В рассматриваемом графе предполагается возможным после изучения любого тематического раздела переход к любому модулю следующего раздела. Связи между вершинами с номерами от 1 до 11 (входной и итоговый контроль, учебные модули) имеют один тип, который условно может быть обозначен *ПослеСледует*.

Представленный граф ЭУК содержит также вершины, соответствующие изучающим курс студентам. Наличие связи между вершиной, соответствующей студенту, и вершиной, соответствующей учебному модулю или промежуточному и/или итоговому контролю, свидетельствует о том, что студент изучил этот модуль или прошёл точки контроля ЭУК. Связи

между вершинами в этом случае (студент и входной и итоговый контроль, студент и учебные модули) могут иметь четыре типа: *НижеСреднего*, *Средний*, *ВышеСреднего*, *Высокий*. Конкретный тип связи соответствует результатам освоения соответствующего модуля и результатам прохождения входного и/или итогового контроля. Набор тестов для промежуточного контроля по каждому разделу в данном курсе одинаков для всех альтернативных учебных модулей раздела. Предполагается, что в случае неудовлетворительного результата студент изучает модуль курса повторно. В общем случае в подобной ситуации разработчик курса может предусмотреть альтернативные учебные модули для изучения студентом.

В примере на рисунке 3 предполагается лишь продвижение сверху-вниз от предыдущего раздела к последующему. Эта схема ограничивает адаптивные возможности изучения курса. В этих условиях могут быть сформированы различные версии групповых образовательных траекторий, отличающиеся видами персонификации на основе учёта особенностей нескольких групп обучающихся. В общем случае обучаемые могут пропускать некоторые модули, возвращаться к предыдущим модулям, т.е. свободно «перемещаться» по учебному материалу, что повышает индивидуализацию учебного процесса.

Задача построения ИТО изучения рассматриваемого ЭУК решается путём выбора перед изучением каждого тематического раздела курса одного из альтернативных модулей на основе результатов освоения учебных модулей предыдущих разделов и результатов входного контроля. Прогнозирование номера модуля для изучения осуществляется на основе векторных представлений элементов ГЗ курса и на основе обучения нейронных сетей (НС), что позволяет определить наиболее подходящий модуль для изучения третьего раздела рассматриваемого ЭУК для обучающегося *СтудентNew1*.

Для рассматриваемого ЭУК обучающий набор данных был смоделирован. Результаты входного контроля и результаты изучения единственного модуля первого раздела курса – случайные величины с равномерным законом распределения. Номер модуля для изучения последующих разделов курса из числа имеющихся альтернативных модулей может быть рассчитан как некоторая функция от результатов изучения предыдущего и/или предыдущих модулей курса. Каждому модулю соответствует определённый диапазон значений результата изучения предыдущего модуля курса. Логика выбора модуля, реализованная при моделировании обучающей выборки, заключалась в том, что модулю с меньшим номером соответствовали меньшие значения результата изучения предыдущего модуля.

Например, второй тематический раздел рассматриваемого ЭУК представлен тремя модулями, где использовалось следующее правило выбора модуля для изучения: ЕСЛИ результат изучения первого раздела меньше 70, ТО следующий модуль – 3; ИНАЧЕ ЕСЛИ результат изучения первого раздела меньше 84, ТО следующий модуль – 4, ИНАЧЕ следующий модуль – 5. Значение итогового контроля рассчитывается как взвешенное среднее результатов изучения каждого раздела курса. Случайные факторы, влияющие на конечный результат прохождения курса, моделировались добавлением к взвешенному среднему значения случайной величины с нормальным законом распределения. Объём выборки (общее число обучающихся, прошедших курс) – 500.

Для применения методов МО к анализу графовых моделей (ГМ) можно применить существующие алгоритмы получения векторных представлений их вершин и отношений. Задачи, базирующиеся на ГМ, можно решить с применением методов МО³ – это предсказание связей между вершинами и классификация вершин. Методы построения векторных представлений вершин и отношений простого графа и ГЗ представлены в работах [27-30]. Для работы с ГЗ использованы готовые функции библиотеки *Python PyKEEN*⁴.

Прогнозирование модуля для изучения сводится к задаче предсказания связей между соответствующими вершинами: студент – учебный модуль. Из анализа графа рассматриваемо-

³ KG Course 2021. Курс по графам знаний (Knowledge Graphs) и как их готовить в 2021 году. На русском языке. <https://migalkin.github.io/kgcourse2021/>.

⁴ PyKEEN 1.10.0 documentation. <https://pykeen.readthedocs.io/en/stable/index.html>.

го ЭУК получены оценки (вероятности) наличия связи (ребра) между вершиной, соответствующей обучающемуся *СтудентNew1*, и вершинами, соответствующими модулям третьего тематического раздела, с типом связи *Высокий* (этот тип связи соответствует успешному прохождению тематического раздела). Полученное прогнозное значение (наибольшая оценка связи по результатам работы большинства алгоритмов) – модуль 7.

Аналогично может быть спрогнозирован результат освоения всего курса (как результат итогового контроля); может быть решена задача классификации и кластеризации студентов с целью применения к выделенным группам типовых управляющих воздействий.

Для определения возможной архитектуры и структуры НС для задачи построения ИТО была использована часть смоделированного обучающего набора данных. Для обучения НС использовались только данные об обучающихся, которые успешно освоили ЭУК, т.е. получили оценки *ВышеСреднего* или *Высокий* за итоговый контроль. Выбор этих студентов обусловлен тем, что решается задача построения ИТО изучения курса с целью успешного его освоения и получения положительного результата.

Для построения нейросетевой модели выбрана полносвязная НС прямого распространения. Общее число слоёв – два (один скрытый слой). Выбор подобной архитектуры и структуры НС обусловлен тем, что подобные НС успешно применяются для решения задач аппроксимации различных зависимостей [17, 31, 32], существуют эвристические процедуры, позволяющие оценить число нейронов в скрытых слоях на основе данных о числе входных, выходных значений и объёме обучающих данных.

Число входных сигналов НС – 8, что соответствует вершинам графа ЭУК с номерами от 1 до 8. Значения входных сигналов соответствуют результатам прохождения каждого модуля, выраженным в баллах от 0 до 100; входные значения перед обучением были нормализованы. Так как нейросетевая модель определяет номер очередного учебного модуля по результатам изучения предыдущих, данным о прохождении курса одним обучающимся соответствуют несколько обучающих примеров выборки. Это иллюстрируется примером, приведённым в таблицах 2 и 3. В таблице 2 приведены результаты прохождения курса некоторым студентом (изученные студентом модули и результаты освоения этих модулей, выраженные в баллах от 0 до 100). В таблице 3 приведены примеры из обучающей выборки, которые получены на основе данных прохождения курса этим студентом (таблица 2). Аналогичным образом были получены примеры для обучающей выборки для каждого обучающегося из смоделированного набора данных.

Таблица 2 – Результаты прохождения учебного курса одним обучающимся (пример)

Входной контроль	Уровень1 (баллы)	Уровень2 (номер вершины)	Уровень2 (баллы)	Уровень3 (номер вершины)	Уровень3 (баллы)	Уровень4 (номер вершины)	Уровень4 (баллы)
58	85	5	81	7	91	10	81

Таблица 3 – Примеры из обучающей выборки по результатам прохождения учебного курса одним обучающимся

Входной контроль	Входные значения								Выходные значения							
	M1 (вершина 2)	M21 (вершина 3)	M22 (вершина 4)	M23 (вершина 5)	M31 (вершина 6)	M32 (вершина 7)	M33 (вершина 8)	M21 (вершина 3)	M22 (вершина 4)	M23 (вершина 5)	M31 (вершина 6)	M32 (вершина 7)	M33 (вершина 8)	M41 (вершина 9)	M42 (вершина 10)	
58	85	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
	85	0	0	81	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
	85	0	0	81	0	91	0	0	0	0	0	0	0	0	1	

Выходной слой НС содержит 8 нейронов, что соответствует вершинам графа ЭУК с номерами от 3 до 10. Значение выходного сигнала одного из нейронов, равное 1 (и равенству нулю выходных значений остальных нейронов в обучающей выборке) означает, что следующий модуль для изучения – это модуль, который соответствует этому нейрону (нейрону с

максимальным выходным значением). Число нейронов в скрытом слое варьировалось от 2 до 30. Функция активации нейронов скрытого слоя – гиперболический тангенс, нейронов выходного слоя – сигмоида. В качестве функции потерь (ошибок) использовалась средняя квадратичная ошибка, оптимизатор – *Adam*⁵.

На рисунке 4 приведён график изменения функции потерь (на обучающей выборке) при обучении нейронной сети с 30 нейронами в скрытом слое. Полученные в процессе обучения результаты (значения функции потерь) свидетельствуют о приемлемом качестве построенной нейросетевой модели и потенциальной возможности её применения к рассматриваемой задаче. Для создания и обучения НС, визуализации данных использовались язык программирования *Python*, библиотека машинного и глубокого обучения *PyTorch*⁶, библиотека для обработки и анализа данных *Pandas*⁷, библиотека для визуализации данных *Matplotlib*⁸.

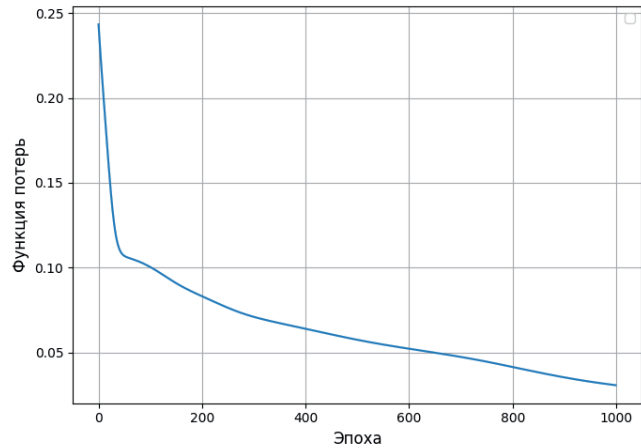


Рисунок 4 – График изменения функции потерь (пример)

С помощью обученной НС может быть получен прогноз наиболее подходящего модуля для изучения следующего (третьего) раздела ЭУК для обучающегося *СтудентNew1*, которому соответствует следующий вектор входных (нормализованных) значений – $(0.88, 0.60, 0, 0.45, 0, 0, 0, 0)^T$. При подаче на вход обученной нейронной сети этих значений максимальное значение получил нейрон выходного слоя, соответствующий вершине графа ЭУК с номером 6. Таким образом, полученное прогнозное значение – модуль 6, что соответствует логике выбора модуля для изучения следующего раздела курса, реализованной при моделировании обучающей выборки.

Полученное прогнозное значение отличается от значения, полученного ранее (модуль 7), что объясняется тем, что НС была обучена только на данных о студентах, получивших оценки *ВышеСреднего* или *Высокий* за итоговый контроль.

Последовательность изучения учебных модулей может быть интерпретирована как временной ряд, это делает целесообразным использование для решения рассматриваемой задачи рекуррентных НС. Использование рекуррентных НС может стать направлением дальнейших исследований в случае накопления достаточного объёма реальных данных о траекториях обучения студентов в ЭУК.

Заключение

В работе приведены возможные подходы к решению задачи формирования ИТО. Рассмотрена возможность построения векторных представлений полученного ГЗ, а также возможность использования НС для анализа цифрового следа обучаемых при изучении курса для задачи персонализации обучения. Полученный прогноз наиболее подходящего учебного

⁵ *Adam* (Adaptive Moment Estimation). <https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.Adam.html#adam>.

⁶ PyTorch 2.6 documentation. <https://pytorch.org/docs/stable/torch.html>.

⁷ Pandas 2.2.3 documentation. <https://pandas.pydata.org/docs/>.

⁸ Matplotlib 3.10.0 documentation. <https://matplotlib.org/stable/index.html>.

модуля для изучения следующих разделов ЭУК при формировании ИТО соответствует логике выбора модуля, реализованной при моделировании обучающей выборки.

Список источников

- [1] **Crompton H., Burke D.** Artificial intelligence in higher education: the state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2023. 20:22. DOI: 10.1186/s41239-023-00392-8.
- [2] **Лукичёв П. М., Чекмарев П. М.** Применение искусственного интеллекта в системе высшего образования. *Вопросы инновационной экономики*. 2023. Т.13, №1. С.485-502. DOI: 10.18334/vinec.13.1.117223.
- [3] **Лукичёв П. М., Чекмарев П. М.** Риски применения искусственного интеллекта в системе высшего образования. *Вопросы инновационной экономики*. 2024. Т.14, №2. С.463-482. DOI: 10.18334/vinec.14.2.120731.
- [4] **Муромцев Д.И.** Модели и методы индивидуализации электронного обучения в контексте онтологического подхода. *Онтология проектирования*. 2020. Т.10, №1(35). С.34-49. DOI: 10.18287/2223-9537-2020-10-1-34-49.
- [5] **Solovov A.V., Menshikova A.A.** Designing an ontology of the e-learning course content. *Ontology of designing*. 2023; 13(1): 99-112. DOI:10.18287/2223-9537-2023-13-1-99-112.
- [6] **Пиявский С.А.** Онтология направляемого развития научных способностей молодёжи. Часть 2: общая схема. *Онтология проектирования*. 2023. Т.13, №4. С.597-614. DOI:10.18287/2223-9537-2023-13-4-597-614.
- [7] **Соловов А.В., Меньшикова А.А.** Трансформация онтологии образования: от классно-урочной системы к смарт-инновациям. *Онтология проектирования*. 2022. Т.12, №4(46). С.470-480. DOI:10.18287/2223-9537-2022-12-4-470-480.
- [8] **Соловов А.В., Меньшикова А.А.** Когнитивное моделирование процессов адаптивного обучения. *Онтология проектирования*. 2024. Т.14, №2(52). С.181-195. DOI: 10.18287/2223-9537-2024-14-2-181-195.
- [9] **Романов А.А.** Анализ данных о поведении пользователей в системах электронного обучения. *Онтология проектирования*. 2020. Т.10, №1(35). С.100-111. DOI: 10.18287/2223-9537-2020-10-1-100-111.
- [10] **Асанов А.З., Мышкина И.Ю., Грудцына Л.Ю.** Прогнозирование востребованности компетенций при корректировке программ обучения с помощью когнитивных моделей. *Онтология проектирования*. 2019. Т.9, №2(32). С.203-213. DOI: 10.18287/2223-9537-2019-9-2-203-213.
- [11] **Магомедова К.Т.** Этапы развития электронного обучения и их влияние на появление новых технологических стандартов качества электронного обучения. *Вестник ЮУрГУ. Серия «Образование. Педагогические науки»*. 2015. Т.7, №2. С.22–29.
- [12] **Константинова Л.В., Гагиев Н.Н., Смирнова Е.А., Петров А.М., Никонова О.Д.** Основные тренды цифровизации высшего образования. Результаты мониторинга информации о тенденциях развития высшего образования в мире и в России. Выпуск 1. М.: ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г.В. Плеханова», 2021. 46 с.
- [13] ГОСТ Р 59899-2021 Образовательные продукты с алгоритмами искусственного интеллекта для адаптивного обучения в общем образовании. Технические требования. М.: Российский институт стандартизации. 2021. 8 с.
- [14] ГОСТ Р 52653-2006 Информационно-коммуникационные технологии в образовании. Термины и определения. М.: Стандартинформ. 2007. 17 с.
- [15] **Шаугараева Д.И., Бурцев Д.С., Гаврилюк Е.С.** Проблемы управления образовательным процессом при использовании цифровых инструментов в высших учебных заведениях. *Научный журнал НИУ ИТМО. Серия Экономика и экологический менеджмент*. 2020. №2. С. 121-130. DOI: 10.17586/2310-1172-2020-13-2-121-130.
- [16] **Сибикина И.В., Кучин И.Ю., Шихбабаева К.А.** Разработка электронного обучающего курса для специалистов в сфере информационной безопасности. *Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика*. 2022. №3. С.80-93. DOI: 10.24143/2072-9502-2022-3-80-93.
- [17] **Шамсутдинова Т.М.** Проблемы и перспективы применения нейронных сетей в сфере образования. *Открытое образование*. 2022. Том 26, № 6. С.4-10. DOI: 10.21686/1818-4243-2022-6-4-10.
- [18] **Сахарова Л.В., Арапова Е.А., Артамонова А.Г.** Математические модели и алгоритмы интеллектуальной платформы нового типа для реализации индивидуальной траектории обучения с учетом психотипа обучающегося. *Информатизация в цифровой экономике*. 2023. Т.4. №2. С.77-104. DOI: 10.18334/ide.4.2.116812.
- [19] **Алексейчук А.С., Пантелеев А.В.** Индивидуализация процесса обучения в режиме веб-конференции на основе иерархической нечёткой экспертной системы. *Информатика и её применения*. 2017. Т.11, №1. С.90–99. DOI: 10.14357/19922264170108.

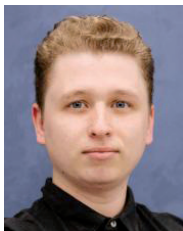
- [20] **Босов А.В.** Применение самоорганизующихся нейронных сетей к процессу формирования индивидуальной траектории обучения. *Информатика и её применения*. 2022. Т.16, №3. С.7–15. DOI: 10.14357/19922264220302.
- [21] **Босов А.В., Мартюшова Я.Г., Наумов А.В., Сапунова А.П.** Байесовский подход к построению индивидуальной траектории пользователя в системе дистанционного обучения. *Информатика и её применения*. 2020. Т.14. №3. С.86–93. DOI: 10.14357/19922264200313.
- [22] **Бабикова Н.Н.** Проектирование результатов обучения с использованием модифицированной таксономии Блума. *Психология и педагогика: методика и проблемы практического применения*. 2015. №46. С.77–84.
- [23] **Боргест Н.М.** Будущее университета: онтологический подход. Часть 2: сущности, мотивация, проектное обучение. *Онтология проектирования*. 2012. №1(3). С.87–105.
- [24] **Числова А.С.** Педагогический сценарий - как усиление обучающего и воспитывающего эффекта мультимедийных программ. *Образовательные технологии и общество*. 2008. Т.11. №2. С.439–451.
- [25] **Башарина О.В., Аленичева Е.И.** Технология разработки учебных заданий в LMS Moodle. *Инновационное развитие профессионального образования*. 2017. Т.15. №3. С.25–32.
- [26] **Кудрявцев Д.В., Беглер А.М., Гаврилова Т.А., Лещева И.А., Кубельский М.В., Тушканова О.Н.** Метод коллективной визуальной разработки онтологического графа знаний. *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2019. №1. С.27–38. DOI: 10.14357/20718594190103.
- [27] **Perozzi B., Al-Rfou R., Skiena S.** DeepWalk: Online learning of social representations. *KDD '14: Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. August 2014. P.701–710. DOI: 10.1145/2623330.2623732.
- [28] **Grover Aditya, Leskovec Jure.** node2vec: Scalable Feature Learning for Networks. *KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. August 2016. P.855–864. DOI: 10.1145/2939672.2939754.
- [29] **Ali M., Berrendorf M., Hoyt C.T., Vermue L., Galkin M., Sharifzadeh S., Fischer A., Tresp V., Lehmann J.** Bringing Light Into the Dark: A Large-scale Evaluation of Knowledge Graph Embedding Models Under a Unified Framework. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2006.13365.
- [30] **Асанов А.З., Мышкина И.Ю., Грудцына Л.Ю.** Применение графовых моделей в проектном управлении. *Онтология проектирования*. 2023. Т.13, №2(48). С.44–54. DOI: 10.18287/2223-9537-2023-13-2-44-54.
- [31] **Цуканова Н.И.** Программирование глубоких нейронных сетей на языке Python. М.: КУРС, 2024. 224 с.
- [32] **Аггарвал Чару.** Нейронные сети и глубокое обучение. Санкт-Петербург: ООО «Диалектика», 2020. 752 с.

Сведения об авторах



Асанов Асхат Замилович, 1949 г. рождения. Окончил Казанский государственный университет в 1972 г., д.т.н. (2004), профессор. Профессор кафедры автоматических систем Института искусственного интеллекта МИРЭА–Российского технологического университета. В списке научных трудов более 250 работ в области системного анализа, управления и обработки информации. ORCID: 0000-0001-6724-0816; Author ID (РИНЦ): 263248; Author ID (Scopus): 7003438319. asanov@mirea.ru ✉.

федры информационных систем Набережночелнинского института (филиала) Казанского (Приволжского) федерального университета. В списке научных трудов более 30 работ в области управления в социальных и экономических системах. ORCID: 0000-0003-4309-3350; Author ID (РИНЦ): 603791; Author ID (Scopus): 57189268396; Researcher ID (WoS): M-4899-2015. mirinau@mail.ru.



Мурашко Антон Сергеевич, 1998 г. рождения. Окончил Набережночелнинский институт (филиал) Казанского (Приволжского) федерального университета в 2023 г. Аспирант кафедры информационных систем Набережночелнинского института (филиала) Казанского (Приволжского) федерального университета. ORCID: 0009-0003-8089-3768. anton.myrashko@gmail.com.



Поступила в редакцию 19.03.2025, после рецензирования 21.01.2026. Принята к публикации 12.02.2026.



Application of artificial intelligence methods in the formation of individualized learning pathways

© 2026, A.Z. Asanov¹✉, I.Yu. Myshkina², A.S. Murashko²

¹ Institute of Artificial Intelligence of MIREA-Russian Technological University, Moscow, Russia

² Naberezhnye Chelny Institute (branch) of Kazan (Volga Region) Federal University, Naberezhnye Chelny, Russia

Abstract

The article considers the potential application of artificial intelligence methods within a distance learning management system. A structural framework of an intelligent distance learning management system is presented. The paper identifies key directions for the use of ontological modeling within this system. Approaches to solving the problem of forming individualized learning pathways are analyzed, based on a knowledge graph of an electronic course. Additionally, the study explores the development of vector representations of the knowledge graph and the use of neural networks to analyze learners' digital footprints. The research objectives include: constructing a knowledge graph for an electronic course; applying vector representations to the vertices and relations of the knowledge graph; and selecting the architecture and structure of a neural network and training it to generate individualized learning pathways. The proposed approach employs a knowledge graph of the electronic course that incorporates both course parameters and data on learners who have completed the course. Representing graph elements as vectors enables the application of machine learning techniques, including neural network models, to the analysis of the subject domain. A methodological example illustrating the implementation of the proposed approach is provided.

Keywords: knowledge graph, ontology, e-course, personalization, learning pathway, neural networks.

For citation: Asanov AZ, Myshkina IY, Murashko AS. Application of artificial intelligence methods in the formation of individualized learning pathways [In Russian]. *Ontology of designing*. 2026; 16(1): 164-176. DOI: 10.18287/2223-9537-2026-16-1-164-176.

Authors' contributions: Asanov AZ – formulation of the research problem; Myshkina IY – development and implementation of models and algorithms; Murashko AS – review of existing approaches.

Conflict of interest: The authors declare no conflict of interest.

List of figures and tables

Figure 1 – Core components of the intelligent distance learning management system

Figure 2 – Structural diagram of the intelligent distance learning management system

Figure 3 – Fragment of a simplified directed graph of the electronic course

Figure 4 – Loss function dynamics during training (Example)

Table 1 – Digital tools and platforms for E-learning

Table 2 – Results of an individual learner's completion of the electronic course (Example)

Table 3 – Examples from the training sample based on an individual learner's course completion results

References

- [1] **Crompton H, Burke D.** Artificial intelligence in higher education: the state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2023; 20:22. DOI: 10.1186/s41239-023-00392-8.
- [2] **Lukichyov PM, Chekmarev OP.** Artificial intelligence in higher education [In Russian]. *Russian Journal of Innovation Economics*. 2023; 13(1): 485-502. DOI 10.18334/vinec.13.1.117223.
- [3] **Lukichyov PM, Chekmarev OP.** Risks of artificial intelligence in higher education [In Russian]. *Russian Journal of Innovation Economics*. 2024; 14(2): 463-482. DOI: 10.18334/vinec.14.2.120731.
- [4] **Mouromtsev D.** Models and methods of e-learning individualization in the context of ontological approach [In Russian]. *Ontology of designing*. 2020; 10(1): 34-49. DOI: 10.18287/2223-9537-2020-10-1-34-49.

- [5] **Solovov AV, Menshikova AA.** Designing an ontology of the e-learning course content. *Ontology of designing*. 2023; 13(1): 99-112. DOI: 10.18287/2223-9537-2023-13-1-99-112.
- [6] **Piyavsky SA.** Ontology of guided development of scientific abilities of young people. Part 2: General scheme [In Russian]. *Ontology of designing*. 2023; 13(4): 597-614. DOI: 10.18287/2223-9537-2023-13-4-597-614.
- [7] **Solovov AV, Menshikova AA.** Transformation of the ontology of education: from the classroom lesson system to smart innovations [In Russian]. *Ontology of designing*. 2022; 12(4): 470-480. DOI:10.18287/2223-9537-2022-12-4-470-480.
- [8] **Solovov AV, Menshikova AA.** Cognitive modeling of adaptive learning processes [In Russian]. *Ontology of designing*. 2024; 14(2): 181-195. DOI:10.18287/2223-9537-2024-14-2-181-195.
- [9] **Romanov A, Volchek D.** Data Analysis of User Behavior in E-Learning Systems [In Russian]. *Ontology of designing*. 2020; 10(1): 100-111. DOI: 10.18287/2223-9537-2020-10-1-100-111.
- [10] **Asanov AZ, Myshkina IYu, Grudtsyna LYu.** Forecasting competence requirements for training programs adjustment with the help of cognitive models [In Russian]. *Ontology of designing*. 2019; 9(2): 203-213. DOI: 10.18287/2223-9537-2019-9-2-203-213.
- [11] **Magomedova KT.** Stages of E-learning Development and Their Impact on the Emergence of New Technological Standards of E-learning Quality [In Russian]. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Education. Educational Sciences*. 2015; 7(2): 22–29.
- [12] **Konstantinova LV, Gagiev NN, Smirnova EA, Petrov AM, Nikonova OD.** Main trends in digitalization of higher education . Results of monitoring information on trends in the development of higher education in the world and in Russia [In Russian]. Issue 1. Moscow : Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Russian University of Economics named after G.V. Plekhanov", 2021. 46 p.
- [13] GOST R 59899-2021 Educational products with algorithms of artificial intelligence for adaptive learning in general education. Technical requirements [In Russian]. Moscow : Russian Standardization Institute. 2021. p. 8.
- [14] GOST R 52653-2006 Information and communication technologies in education. Terms and definitions. Moscow : Standartinform. 2007. 17 p.
- [15] **Shaugaraeva DI, Burtsev DS, Gavriilyuk ES.** Problems of educational process management when using digital tools in higher education [In Russian]. *Scientific journal NRU ITMO. Series «Economics and Environmental Management»*. 2020; 2: 121-130. DOI: 10.17586/2310-1172-2020-13-2-121-130.
- [16] **Sibikina IV, Kuchin IYU, Shikhbabaeva KA.** Developing e-learning course for information security specialists [In Russian]. *Vestnik of Astrakhan state technical university. Series: Management, computer science and informatics*. 2022; 3: 80-93. DOI: 10.24143/2072-9502-2022-3-80-93.
- [17] **Shamsutdinova TM.** Problems and prospects for the application of neural networks for the sphere of education [In Russian]. *Open education*. 2022; 26(6): 4-10. DOI: 10.21686/1818-4243-2022-6-4-10.
- [18] **Sakharova LV, Arapova EA, Artamonova AG.** Mathematical models and algorithms for a new type of intelligent platform for the implementation of an individual learning trajectory, taking into account the learner's psychotype [In Russian]. *Information system development in the digital economy*. 2023; 4(2): 77-104. DOI: 10.18334/ide.4.2.116812.
- [19] **Alekseychuk AS, Panteleev AV.** Modeling individualization of the learning process in the form of web-conference using a hierarchical fuzzy expert system [In Russian]. *Computer science and its application*. 2017; 11(1): 90–99. DOI: 10.14357/19922264170108.
- [20] **Bosov AV.** Application of self-organizing neural networks to the process of forming an individual learning path [In Russian]. *Computer science and its application*. 2022; 16(3): 7–15. DOI: 10.14357/19922264220302.
- [21] **Bosov AV, Martyushova YaG, Naumov AV, Sapunova AP.** Bayesian approach to the construction of an individual user trajectory in the system of distance learning [In Russian]. *Computer science and its application*. 2020; 14(3): 86-93. DOI: 10.14357/19922264200313.
- [22] **Babikova NN.** Design of learning outcomes using modified Bloom's taxonomy [In Russian]. *Psychology and pedagogics: methods and problems of practical application*. 2015; 46: 77-84.
- [23] **Borgest NM.** The Future of the University: An Ontological Approach. Part 2: Entities, Motivation, Project-Based Education [In Russian]. *Ontology of designing*. 2012; 1(3): 87-105.
- [24] **Chislova AS.** Pedagogical scenario as an enhancement of the educational and upbringing effect of multimedia programs [In Russian]. *Educational technologies and society*. 2008; 11(2): 439-451.
- [25] **Basharina OV, Alenicheva EI.** Technology of development of educational tasks in LMS Moodle [In Russian]. *Innovative development of professional education*. 2017; 15(3): 25-32.
- [26] **Kudryavtsev DV, Begler AM, Gavrilova TA, Leshcheva IA, Kubelsky MV, Tushkanova ON.** Method of collaborative visual creation of a knowledge graph [In Russian]. *Artificial Intelligence and Decision Making*. 2019; 1: 27-38. DOI: 10.14357/20718594190103.

- [27] **Perozzi B, Al-Rfou R, Skiena S.** DeepWalk: Online learning of social representations. *KDD '14: Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. August 2014. Pages 701–710. DOI: 10.1145/2623330.2623732.
- [28] **Grover Aditya, Leskovec Jure.** node2vec: Scalable Feature Learning for Networks. *KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. August 2016. P.855–864. DOI: 10.1145/2939672.2939754.
- [29] **Ali M, Berrendorf M, Hoyt CT, Vermue L, Galkin M, Sharifzadeh S, Fischer A, Tresp V, Lehmann J.** Bringing Light Into the Dark: A Large-scale Evaluation of Knowledge Graph Embedding Models Under a Unified Framework. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2006.13365.
- [30] **Asanov AZ, Myshkina IYu, Grudtsyna LYu.** Application of graph models in project management [In Russian]. *Ontology of designing*. 2023; 13(2): 44-54. DOI: 10.18287/2223-9537-2023-13-2-44-54.
- [31] **Tsukanova NI.** Programming deep neural networks with Python [In Russian]. Moscow: KURS; 2024. 224 p.
- [32] **Charu Aggarwal.** Neural Networks and Deep Learning [In Russian]. Saint Petersburg: Dialectika LLC; 2020. 752 p.
-

About the authors

Askhat Zamilovich Asanov (b. 1949) graduated from Kazan State University in 1972, Doctor of Technical Sciences (2004). Professor of the Department of Automatic Systems at the Institute of Artificial Intelligence of MIREA - Russian Technological University. He is the author and a co-author of more than 250 publications in the fields of system analysis, control, and information processing. ORCID: 0000-0001-6724-0816; Author ID (РИНЦ): 263248; Author ID (Scopus): 7003438319. asanov@mirea.ru. ✉.

Irina Yurievna Myshkina (b. 1980) graduated from Elabuga State Pedagogical Institute in 2002, Candidate of Technical Sciences (2018). Associate Professor of the Department of Information Systems at the Naberezhnye Chelny Institute (branch) of Kazan (Volga Region) Federal University. In the list of scientific papers there are more than 30 works in the field of management in social and economic systems. ORCID: 0000-0003-4309-3350; Author ID (РИНЦ): 603791; Author ID (Scopus): 57189268396; Researcher ID (WoS): M-4899-2015. mirinau@mail.ru.

Anton Sergeevich Murashko (b. 1998) graduated from the Naberezhnye Chelny Institute (branch) of Kazan (Volga Region) Federal University in 2023. Postgraduate student at the Department of Information Systems of the Naberezhnye Chelny Institute (Branch) of Kazan (Volga Region) Federal University. ORCID: 0009-0003-8089-3768. anton.myrashko@gmail.com.

Received March 19, 2025. Revised January 21, 2026. Accepted February 12, 2026.
