

УДК 37:004.8
DOI 10.17513/snt.40799



ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ОБУЧАЮЩИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА

Потапов А. А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Казанский государственный энергетический университет», Казань, Российская Федерация, e-mail: aapot@ya.ru

Персонализация обучения в массовых курсах затруднена из-за различий в исходной подготовке, темпе усвоения и мотивации студентов, что при едином наборе материалов приводит к перегрузке части обучающихся и снижению учебной активности. Цель исследования – проанализировать потенциал интеллектуальных обучающих систем на основе искусственного интеллекта для персонализации образовательного процесса и обосновать условия их эффективного и безопасного внедрения. Проведен сравнительный педагогический эксперимент в рамках курса «Введение в информатику и программирование» со студентами-первокурсниками двух направлений подготовки; экспериментальная группа обучалась с применением адаптивной интеллектуальной системы, интегрированной в систему управления обучением Moodle, контрольная группа – по традиционной схеме со статическими материалами и едиными заданиями. Сбор данных осуществлялся посредством входного и итогового тестирования, промежуточных срезов, анализа журналов учебной активности, экспертной оценки проектов и анкетирования мотивации и удовлетворенности. Результаты и их обсуждение показали, что персонализация на основе динамической модели обучающегося, адаптивных рекомендаций, индивидуализированного подбора и генерации заданий, а также интеллектуальной обратной связи способствует более высокому освоению содержания, росту учебной настойчивости и более осознанной работе с пробелами в знаниях; одновременно увеличивается время проработки модулей, что интерпретируется как более глубокое освоение. Интеллектуальные обучающие системы могут выполнять функции цифрового тьютора, масштабируя индивидуальную поддержку и высвобождая ресурс преподавателя для наставничества, при условии методически корректной интеграции, прозрачных критериев оценивания и соблюдения требований к защите образовательных данных. Отмечена значимость регламентов использования, подготовки преподавателей и контроля качества данных.

Ключевые слова: интеллектуальные обучающие системы, искусственный интеллект, персонализация обучения, адаптивное обучение, образовательная аналитика, моделирование обучающегося, рекомендательные системы

USING INTELLIGENT LEARNING SYSTEMS BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO PERSONALIZE THE EDUCATIONAL PROCESS

Potapov A. A.

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education “Kazan State Power Engineering University”, Kazan, Russian Federation, e-mail: aapot@ya.ru

Personalizing learning in mass education courses is challenging due to differences in student background, learning speed, and motivation. This, when combined with a single set of materials, can overwhelm some students and reduce their learning activity. The objective of this study is to analyze the potential of intelligent learning systems based on artificial intelligence for personalizing the educational process and to substantiate the conditions for their effective and safe implementation. Materials and methods: A comparative pedagogical experiment was conducted within the course “Introduction to Computer Science and Programming” with first-year students from two programs of study. The experimental group studied using an adaptive intelligent system integrated into the Moodle learning management system, while the control group followed a traditional model with static materials and standard assignments. Data were collected through entry and final tests, midterm assessments, analysis of learning activity logs, expert evaluation of projects, and a motivation and satisfaction survey. The results and discussion showed that personalization based on a dynamic learner model, adaptive recommendations, individualized assignment selection and generation, and intelligent feedback facilitates improved content acquisition, increased learning persistence, and more conscious work on knowledge gaps. Simultaneously, module completion time increases, which is interpreted as deeper learning. Conclusion: intelligent tutoring systems can act as digital tutors, scaling individual support and freeing up instructor resources for mentoring, provided they are methodically integrated, have transparent assessment criteria, and comply with educational data protection requirements. The importance of usage regulations, teacher training, and data quality control is noted.

Keywords: intelligent tutoring systems, artificial intelligence, learning personalization, adaptive learning, educational analytics, learner modeling, recommender systems

Введение

Цифровая трансформация образования усилила запрос на такие модели обучения, которые учитывают индивидуальные различия обучающихся: исходный уровень знаний, темп усвоения, мотивацию, когнитивные особенности и предпочтительные форматы работы. Традиционные формы организации учебного процесса (единый темп, одинаковые задания и критерии) часто приводят к разрыву между потребностями учащихся и предлагаемыми учебными материалами: часть обучающихся испытывает перегрузку, другая – недостаток вызова, снижается вовлеченность и качество усвоения.

Интеллектуальные обучающие системы на основе искусственного интеллекта (ИИ) рассматриваются как один из наиболее перспективных инструментов персонализации обучения.

Такие системы способны собирать и анализировать разнообразные образовательные данные: результаты выполненных заданий, типичные ошибки, время работы над материалом, последовательность действий учащегося. На основе полученной информации формируется индивидуальная модель обучающегося, с учетом которой адаптируется содержание учебного материала, его сложность, порядок подачи и формы представления. Кроме того, интеллектуальные системы обеспечивают быструю обратную связь, *timely* выявляют пробелы в знаниях, предлагают персональные учебные траектории и помогают преподавателю за счет аналитики группового прогресса.

Как справедливо отмечает Н. К. Юрков, «интеллектуальные обучающие системы – это компьютерные программы и технологии, которые помогают людям получать новые знания и приобретать умения» [1].

В то же время внедрение подобных систем порождает целый ряд серьезных научных и практических вопросов. Насколько устойчив положительный эффект персонализации для долгосрочных образовательных результатов? Как гарантировать качество используемых данных и минимизировать алгоритмические искажения? Какие критерии должны применяться к прозрачности принимаемых решений, защите персональной информации и сохранению педагогической ответственности преподавателя? Именно эти проблемы определяют необходимость глубокого и системного изучения как возможностей, так и ограничений интеллектуальных обучающих систем в условиях развития персонализированного образования [2].

Цель исследования – анализ возможностей использования интеллектуальных обучающих систем на основе искусственного

интеллекта для персонализации образовательного процесса и обоснование условий их эффективного и безопасного внедрения в образовательной практике.

Материалы и методы исследования

С целью проверки педагогической эффективности интеллектуальной обучающей системы (ИОС) для персонализации обучения был проведен сравнительный педагогический эксперимент в течение двух семестров (осеннего и весеннего) 2024–2025 учебного года. Исследование осуществлялось на базе курса «Введение в информатику и программирование» для студентов 1-го курса направлений подготовки «Прикладная информатика» и «Информационные системы».

В эксперименте участвовали 120 студентов, случайным образом разделенных на две группы:

– *Экспериментальная группа (ЭГ, n = 60)*: Обучение с использованием адаптивной ИОС, интегрированной в LMS Moodle.

– *Контрольная группа (КГ, n = 60)*: Обучение по традиционной модели в той же LMS Moodle (статический набор материалов, единые для всех дедлайны и задания, общая лекционная очередь).

Интеллектуальная обучающая среда и методы персонализации

В качестве технологической основы ИОС использовалась платформа LMS Moodle 4.1 [3, 4], расширенная за счет дополнительных модулей (Adaptive Learning, Analytics) и внешних сервисов на базе искусственного интеллекта, доступных в российской образовательной экосистеме (например, API Яндекс Облака для NLP-анализа текстовых ответов, инструменты для генерации вариантов заданий) [5].

Персонализация в экспериментальной группе реализовалась через комплекс взаимосвязанных механизмов. Во-первых, применялось динамическое моделирование обучающегося: система формировала индивидуальный профиль студента на основе результатов входного тестирования, времени просмотра учебных материалов, точности выполнения практических заданий, характера допущенных ошибок и уровня активности на форумах [6]. Во-вторых, на основании построенной модели обеспечивались адаптивная навигация и рекомендации – предлагалась индивидуальная последовательность изучения модулей, подбирались дополнительные ресурсы (видео, статьи, интерактивные симуляторы) для устранения выявленных пробелов, либо, напротив, выдавались задания повышенной сложно-

сти при опережающем освоении темы [7]. В-третьих, использовалась автоматическая генерация и подбор заданий: для каждого студента формировались уникальные варианты задач с различными входными данными, соответствующие его текущему уровню освоения материала, при этом применялись как встроенные инструменты Moodle (например, модуль Quiz), так и внешние генераторы задач [8]. Наконец, реализовывалась интеллектуальная обратная связь: помимо автоматической проверки корректности кода или ответа система с использованием NLP-алгоритмов анализировала развернутые текстовые ответы на открытые вопросы и комментарии в коде, предоставляя персонализированные рекомендации по улучшению решений [9].

Разработанная система персонализации опирается на фундаментальные принципы педагогических измерений и современные исследования в области образовательных технологий. Методологическую основу входного, промежуточного и итогового контроля составили классические подходы к педагогическому тестированию [10]. Анализ цифровых следов обучающихся, включая время выполнения заданий и траектории работы с контентом, проводился с учетом современных подходов к учебной аналитике, описанных в исследованиях, посвященных информатизации образования [11]. При разработке алгоритмов семантического анализа ответов учитывались принципы адаптивных семантических моделей контроля знаний [12]. Эффективность применения имитационных компонентов и генерации заданий подтверждается выводами о целесообразности использования ИИ-систем для формирования профессиональных компетенций [13]. Общая логика внедрения интеллектуальных компонентов в образовательный процесс согласуется с комплексными исследованиями применения ИИ в российском образовании [14]. Кроме того, при интерпретации изменений в учебной активности студентов учитывалась концепция трансформации информационных потоков под влиянием искусственного интеллекта [15].

Методы и инструменты сбора данных

Для оценки эффективности применялся комплекс методов:

Педагогическое тестирование

– Входной тест (пре-тест) для оценки исходного уровня знаний и формирования начальной модели.

– Промежуточные срезы в конце каждого модуля.

– Итоговый экзамен (пост-тест) одинакового уровня сложности для ЭГ и КГ.

Анализ образовательных данных (Learning Analytics): Автоматический сбор и анализ метрик в LMS: процент завершения модулей, время выполнения заданий, количество попыток, траектория движения по курсу, активность взаимодействия с адаптивными подсказками.

Экспертное оценивание и опросы

– Оценка итоговых индивидуальных проектов (разработанная небольшая программа) по единым критериям преподавателями, не знавшими о принадлежности студента к группе.

– Анкетирование для измерения уровня учебной мотивации и удовлетворенности курсом (по шкалам Л. И. Божович и ТАМ-модели).

Методы статистической обработки данных

Для количественного анализа результатов использовался статистический пакет SPSS 26.0. Достоверность различий между группами определялась с помощью t-критерия Стьюдента для независимых и зависимых выборок. Проверялась нормальность распределения (критерий Шапиро – Уилка). Уровень статистической значимости был установлен на уровне $p \leq 0,05$.

Результаты исследования и их обсуждение

Сравнительный анализ средних баллов по ключевым метрикам между контрольной (КГ) и экспериментальной (ЭГ) группами представлен в таблице.

Данные, представленные в таблице, свидетельствуют о статистически значимом положительном влиянии интеллектуальной обучающей системы на образовательные результаты и вовлеченность студентов. Следует отметить, что представленные агрегированные показатели ($M \pm SD$) отражают среднюю тенденцию, однако сравнительно высокое стандартное отклонение по итоговому экзамену в экспериментальной группе указывает на неоднородность эффекта: часть студентов могла сохранять трудности при освоении материала. В рамках данного исследования не проводился анализ различий эффекта по подгруппам (например, по исходному уровню подготовки) и не оценивалась доля обучающихся с минимальным либо отрицательным приростом, что является ограничением. В дальнейшем целесообразно выполнить стратифицированный анализ (сильные/слабые) и уточнить, для каких категорий студентов адаптивная поддержка наиболее эффективна и не приводит ли к снижению результатов у отдельных обучающихся.

Сравнительные результаты педагогического эксперимента

Показатель	Контрольная группа (КГ), M±SD	Экспериментальная группа (ЭГ), M±SD	t-критерий	p-value (уровень значимости)	Интерпретация различий
Балл на входном тестировании (пре-тест)	52,3±12,1	51,8±11,7	0,23	0,82	Незначимо
Балл на итоговом экзамене (пост-тест)	68,4±10,5	78,9±9,2	5,91	0,001*	Значимо в пользу ЭГ
Прирост балла (пост-тест – пре-тест)	+16,1	+27,1	4,87	0,003*	Значимо в пользу ЭГ
Средний % выполнения практических заданий	74,2 %±14,3	88,6 %±8,7	6,54	0,001*	Значимо в пользу ЭГ
Среднее время на освоение модуля (часы)	12,5±3,8	15,3±4,1*	3,89	0,02*	Значимо
Кол-во обращений к доп. материалам (на студ.)	3,1±2,2	11,4±5,6	10,2	0,001*	Значимо в пользу ЭГ
Удовлетворенность курсом (по 10-балльной шкале)	6,8±1,5	8,4±1,1	6,78	0,001*	Значимо в пользу ЭГ

Примечание: M±SD – среднее значение ± стандартное отклонение.

Составлена автором на основе полученных данных в ходе исследования

Результаты эксперимента указывают на статистически значимое улучшение академической успеваемости студентов экспериментальной группы по сравнению с контрольной. При сопоставимом исходном уровне подготовки (различия по пре-тесту статистически незначимы, $p = 0,82$) студенты экспериментальной группы, работавшие с интеллектуальной обучающей системой, продемонстрировали существенно более высокие результаты на итоговом экзамене (78,9 балла против 68,4 балла в контрольной группе, $p = 0,001$). Прирост знаний в экспериментальной группе также оказался заметно выше: +27,1 балла против +16,1 балла в контрольной (превышение на 68 %). Эти данные подтверждают эффективность адаптивной поддержки при работе с разнородной подготовкой обучающихся.

Одновременно наблюдалось повышение учебной вовлеченности и настойчивости. В экспериментальной группе доля выполненных практических заданий составила 88,6 % против 74,2 % в контрольной, а обращаемость к дополнительным учебным материалам была в 3,7 раза выше. Такой результат может свидетельствовать о постепенном формировании у студентов элементов саморегулируемого обучения под влиянием персонализированных рекомендаций системы.

Вместе с тем студенты экспериментальной группы в среднем потратили на освоение курса на 22 % больше времени. Это увеличение временных затрат, скорее всего, связано с более глубокой проработкой

материала и возможностью работать в собственном темпе. Однако нельзя исключать и дополнительные когнитивные усилия, вызванные взаимодействием с рекомендациями системы, а также особенности ее интерфейса. В целом повышенные временные затраты согласуются с более высокими итоговыми результатами обучения.

Следует отметить, что в рамках исследования не проводился качественный анализ (например, содержания обращений к помощи, сложности запросов или характера взаимодействия с подсказками), который позволил бы однозначно интерпретировать увеличение времени как показатель более глубокой проработки материала. Данный аспект рассматривается как направление дальнейших исследований.

Субъективные оценки также улучшились: удовлетворенность курсом в экспериментальной группе оказалась выше (8,4 против 6,8) и согласуется с данными образовательной аналитики; в анкетах студенты отмечали, что задания воспринимались как посильные, система помогала понять ошибки и был замечен прогресс, что в целом поддерживает гипотезу о снижении тревожности и росте внутренней мотивации при персонализации обучения через ИОС.

Полученные результаты в целом согласуются с выводами исследований, посвященных применению персонализации и адаптивной поддержки в электронном обучении: в них отмечается положительное влияние таких подходов на учебные до-

стижения и вовлеченность обучающихся. Вместе с тем величина эффекта и его устойчивость зависят от предметной области, исходного уровня подготовки и сценариев использования подсказок, поэтому прямое сопоставление количественных приростов требует учета различий в дизайне экспериментов и инструментарии измерения. В нашем исследовании наблюдается аналогичная тенденция повышения результатов и удовлетворенности, однако для более точного сравнения необходимы расширение выборки и анализ подгрупп обучающихся.

Заключение

По результатам педагогического эксперимента экспериментальная группа продемонстрировала более высокие итоговые показатели освоения учебного материала по сравнению с контрольной группой.

Зафиксировано увеличение среднего времени освоения курса в экспериментальной группе на 22 %, что может быть связано с более тщательной проработкой тем и работой в индивидуальном темпе, а также с дополнительными когнитивными затратами при взаимодействии с рекомендациями и особенностями интерфейса.

Субъективные показатели качества обучения в экспериментальной группе выше: удовлетворенность курсом составила 8,4 против 6,8 в контрольной группе; по данным анкетирования студенты отмечали посильность заданий, помощь в понимании ошибок и заметный прогресс.

Данные образовательной аналитики согласуются с результатами тестирования и анкетирования, что указывает на повышение вовлеченности обучающихся при использовании интеллектуальной обучающей системы.

Высокая вариативность результатов в экспериментальной группе по итоговому экзамену свидетельствует о неоднородности эффекта и необходимости дальнейшего анализа эффективности системы для различных категорий студентов (по исходному уровню подготовки).

Ограничения исследования. При интерпретации полученных результатов следует учитывать возможное влияние эффекта новизны, связанного с использованием новых цифровых инструментов (включая ИИ), что могло повысить вовлеченность обучающихся независимо от педагогической эффективности системы. Проверка устойчивости эффекта требует лонгитюдного дизайна и/или включения плацебо-группы в дальнейших исследованиях.

В настоящем исследовании рассмотрены возможности применения интеллекту-

альных обучающих систем на основе искусственного интеллекта для персонализации образовательного процесса и эмпирически оценена их педагогическая эффективность в условиях вузовского курса «Введение в информатику и программирование». Полученные результаты в совокупности указывают, что персонализация, реализованная через динамическую модель обучающегося, адаптивные рекомендации, индивидуализированный подбор и генерацию заданий, а также интеллектуальную обратную связь, способствует улучшению освоения содержания и повышению вовлеченности обучающихся.

Следует отметить, что внедрение ИОС сопровождалось дополнительными затратами преподавателя на стартовом этапе: настройку структуры курса и критериев оценивания, подготовку банка заданий, проверку корректности автоматически сформированных вариантов и первичную модерацию обратной связи. Количественная оценка трудозатрат (в человеко-часах) в рамках данного исследования не проводилась, что является ограничением. Вместе с тем ожидается, что после настройки и накопления банка заданий доля рутинных операций снижается, а высвобождаемое время может быть перераспределено на консультации и наставничество.

При интерпретации результатов следует учитывать возможное влияние эффекта новизны, а также отсутствие качественного анализа взаимодействия обучающихся с подсказками, который позволил бы однозначно трактовать увеличение времени на освоение модулей как показатель более глубокой проработки материала. Кроме того, агрегированные показатели ($M \pm SD$) не позволяют выделить подгруппы обучающихся, для которых эффект персонализации выражен сильнее или слабее, что задает направление дальнейших исследований.

Таким образом, интеллектуальные обучающие системы могут выступать в роли «цифрового тьютора», обеспечивающего масштабируемую индивидуальную поддержку в массовом обучении и создающую предпосылки для перераспределения времени преподавателя на консультации и наставничество, работу с проблемными темами и развитие у студентов критического мышления. Практическая значимость результатов состоит в том, что эффективная персонализация достижима на базе доступных инструментов (LMS Moodle и облачные ИИ-сервисы) при условии методически корректной интеграции, прозрачных критериев оценивания и соблюдения требований к безопасности и этике работы с образова-

тельными данными. Дополнительно подчеркивается значимость регламентов использования, подготовки преподавателей и контроля качества данных как факторов устойчивости и воспроизводимости эффекта персонализации.

Список литературы

1. Юрков Н. К. Интеллектуальные компьютерные обучающие системы: монография. Пенза: Изд-во ПГУ, 2010. 304 с. URL: http://mnts.ru/upload/library/MONOGRAFIYa_IKOS_2010.pdf (дата обращения: 11.02.2026). ISBN 978-5-94170-355-5.
2. Нурмагомедова Н. Х., Саидов А. Г., Куликова М. Х. Обзор и оценка эффективности использования информационных технологий в управлении образованием // Проблемы современного педагогического образования. 2025. № 86–1. С. 294–297. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=80578984> (дата обращения: 10.02.2026). EDN: RSTIFT.
3. Минеева О. А., Даричева М. В., Борщевская Ю. М. Применение цифровых инструментов LMS Moodle для обучения аудированию // Проблемы современного педагогического образования. 2025. № 88–4. С. 271–274. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=83240307> (дата обращения: 10.02.2026). EDN: QBNHOW.
4. Есин Р. В., Кустицкая Т. А., Кравцова О. В. Цифровой след обучающихся в LMS Moodle // Избранные вопросы цифровой трансформации образования. М.: Инфра-М, 2024. С. 124–133. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=82453987> (дата обращения: 10.02.2026). EDN: VROHMT.
5. Другова Е. А., Журавлева И. И., Захарова У. С., Сотникова В. Е., Яковлева К. И. Искусственный интеллект для учебной аналитики и этапы педагогического проектирования: обзор решений // Вопросы образования / Educational Studies Moscow. 2022. № 4. С. 107–153. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=50066300> (дата обращения: 10.02.2026). DOI: 10.17323/1814-9545-2022-4-107-153.
6. Кречетов И. А. Модели, алгоритмы и инструментальные средства адаптивного обучения: дис. ... канд. техн. наук. Томск, 2021. 150 с. [Электронный ресурс]. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54417194> (дата обращения: 05.03.2026). EDN: DYWMEE.
7. Токтарова В. И., Казанцева О. Г. Алгоритмы персонализации: виды рекомендаций в цифровых системах обучения // Информация и образование: границы коммуникаций. 2024. № 16 (24). С. 74–75. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=68489818> (дата обращения: 15.02.2026). EDN: LUTEVN.
8. Акрамов Х. М., Хамидов В. С. Организация самостоятельного образования студентов с использованием системы Moodle LMS // Современные научные исследования и разработки. 2018. № 1 (18). С. 39–41. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32467996> (дата обращения: 10.02.2026). EDN: YPLQFR.
9. Пищухина О. А., Ключок А. Ю. Подход к формированию обратной связи в интеллектуальных обучающих системах в сфере высшего технического образования // Радиоэлектроника, информатика, управление. 2011. № 2 (25). С. 107–109. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=20599236> (дата обращения: 10.02.2026). EDN: RIUCLB.
10. Головишников К. В. Информационно-педагогическая модель тестирования учащихся в распределенных сетевых средах // Педагогический университетский вестник Алтая. 2001. № 3. С. 1–19. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=21453561> (дата обращения: 10.02.2026). EDN: SBMEJP.
11. Авакян А. С., Тимофеев А. В., Галимов И. Р. Перспективы информатизации и цифровизации образования // Цифровые технологии в образовании: материалы II Международной научно-практической конференции (г. Самара, 02–03 ноября 2022 г.). Самара: Самарский государственный университет путей сообщения, 2022. С. 3–5. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=50298680> (дата обращения: 12.02.2026). EDN: SGWEEI.
12. Шихнабиева Т. Ш. Адаптивные семантические модели автоматизированного контроля знаний // Педагогическое образование в России. 2016. № 7. С. 14–20. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=26638515> (дата обращения: 15.02.2026). DOI: 10.26170/po16-07-02. EDN: WKYEWB.
13. Быков А. А., Панина Н. В. Применение имитационных систем искусственного интеллекта при подготовке будущих специалистов в области технической защиты информации // Вопросы педагогики. 2022. № 3–1. С. 62–65. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=48118138> (дата обращения: 15.02.2026). EDN: LSMKBH.
14. Зарубина Е. В., Горбунова О. С., Егоров С. Г., Симачкова Н. Н., Стахеева Л. М., Чупина И. П. Использование ИИ-систем в российском образовании // Российский научный вестник. 2025. № 11. С. 623–629. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=88759813> (дата обращения: 15.02.2026). DOI: 10.24412/2782-3830-2025-11-623-629. EDN: LRNIEJ.
15. Липс Н. И. Искусственный интеллект как индикатор изменения информационных потоков в учебной деятельности студентов // Инновационное развитие профессионального образования. 2022. № 1 (33). С. 53–61. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=48234437> (дата обращения: 15.02.2026). EDN: EAJMQN.

Конфликт интересов: Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest: The author declares that there is no conflict of interest.

Финансирование: Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования.

Financing: The research was performed without external funding.