



Анализ модели управления учебно-исследовательской деятельностью на основе использования гибридной нейронной сети

Л. В. ЖУК, О. В. ДРУЖИНИНА, А. А. ПЕТРОВ, О. Н. МАСИНА

АННОТАЦИЯ

Введение. Одной из центральных задач образования является развитие способностей обучающихся к исследовательской деятельности, которая выступает ключевым инструментом обретения субъективного понимания окружающей действительности, формирования критического мышления, научного мировоззрения. Решение данной задачи в контексте масштабной цифровизации образовательной сферы может быть достигнуто посредством применения автоматизированных обучающих платформ с интеллектуальным компонентом. *Целью настоящего исследования* является разработка технологических основ функционирования нейронной сети для моделирования персонализированного образовательного процесса в условиях применения интеллектуальной обучающей системы.

Материалы и методы. Ключевой идеей исследования выступает реализация возможности интеллектуального управления исследовательской деятельностью посредством использования функционала нейронной сети, обеспечивающего адаптивность и коррекцию процесса освоения материала в зависимости от учебного стиля обучающегося, уровня обученности, степени сформированности навыков самостоятельной работы.

Результаты исследования. Охарактеризована структура обобщенной гибридной нейросети, в результате функционирования которой формируются персонализированные параметры исследовательского потенциала обучаемых. Описана структура матрицы параметров, предназначенных для входных слоев нейросети. Предложена процедура формирования кластеров входных параметров обобщенной нейросети. Выполнена серия вычислительных экспериментов, дана интерпретация полученных результатов.

Заключение. Исследование вносит определенный вклад в разработку технологии организации исследовательской деятельности обучающихся средствами интеллектуального управления. Оно направлено на выявление потенциала нейронных сетей для решения задач моделирования индивидуальных образовательных траекторий и мониторинга показателей образовательного процесса.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

модели образовательных процессов, топология нейронных сетей, нейросетевые алгоритмы, гибридная нейронная сеть, машинное обучение с подкреплением, гибридная интеллектуальная обучающая система, исследовательский потенциал

Для цитирования: Жук Д. В., Дружинина О. В., Петров А. А., Масина О. Н. Анализ модели управления учебно-исследовательской деятельностью на основе использования гибридной нейронной сети // Перспективы науки и образования. 2025. № 3. С. 531–547. <https://doi.org/10.32744/pse.2025.3.35>

Поступила: 14.12.2024 | Одобрена: 21.02.2025 | Опубликована: 30.06.2025



Лицензия «С указанием авторства — С сохранением условий». Позволяет перерабатывать, исправлять и развивать произведения при условии указания авторства и лицензирования производных работ на аналогичных условиях.



Analysis of the managing educational and research activities model based on the use of a hybrid neural network

L. V. ZHUK, O. V. DRUZHININA, A. A. PETROV, O. N. MASINA

ABSTRACT

Introduction. One of the central tasks of education is the development of students' abilities for research activities, which is a key tool for gaining a subjective understanding of the surrounding reality, the formation of critical thinking, and a scientific worldview. The solution to this problem in the context of large-scale digitalization of the educational sphere can be achieved through the use of automated learning platforms with an intelligent component. The purpose of this study is to develop the technological foundations for the functioning of a neural network for modeling a personalized educational process in the context of using an intelligent learning system.

Materials and methods. The key idea of the study is the possibility of intelligent management of research activities through the use of neural network functionality, which ensures adaptability and correction of the process of mastering the material depending on the learning style of the student, the level of training, and the degree of development of independent work skills.

Results. The structure of the generalized hybrid neural network is characterized, as a result of the functioning of which personalized parameters of the research potential of students are formed. The structure of the matrix of parameters intended for the input layers of the neural network is described. A procedure for forming clusters of input parameters of the generalized neural network is proposed. A series of computational experiments is performed, and an interpretation of the obtained results is given.

Conclusion. The study makes a certain contribution to the development of technology for organizing research activities of students using intelligent control. It is aimed at identifying the potential of neural networks for solving problems of modeling individual educational trajectories and monitoring educational process indicators.

KEYWORDS

educational process models, neural network topology, neural network algorithms, hybrid neural network, machine learning with reinforcement, hybrid intelligent learning system, research potential

For Citation: Zhuk, L. V., Druzhinina, O. V., Petrov, A. A., & Masina, O. N. (2025). Analysis of the managing educational and research activities model based on the use of a hybrid neural network. *Perspektivy nauki i obrazovaniya* = *Perspectives of Science and Education*, (3), 531–547. <https://doi.org/10.32744/pse.2025.3.35>

Received: 14 December 2024 | Approved: 21 February 2025 | Published: 30 June 2025



This is an open access article distributed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike International License (CC-BY-SA 4.0) that allows others to share the work with an acknowledgement of the work's authorship and initial publication in this journal

ВВЕДЕНИЕ

Современные тенденции социально-экономического развития общества детерминируют становление новой системы образования, основанной на технологиях EdTech-4.0 и использующей последние достижения в области искусственного интеллекта, машинного обучения, больших данных и других инновационных инструментов для реализации более эффективного, адаптивного, персонализированного обучения. Внедрение образовательных решений на базе искусственного интеллекта является приоритетом государственной политики большинства развитых стран, о чем докладывалось в 2021 году на Генеральной конференции ООН по образованию, науке и культуре. Принятая Организацией Объединенных Наций Рекомендация об этических аспектах искусственного интеллекта содержит основные требования к построению интеллектуальных систем обучения: обеспечение справедливости и недискриминации, разнообразия и инклюзивности, устойчивого развития.

Актуальным направлением интеллектуализации систем обучения в последнее десятилетие стало применение аппарата искусственных нейронных сетей. Характерными чертами обучающих систем, базирующихся на нейросетях, являются: наличие параметрической модели обучаемого, учитывающей уникальные аспекты его когнитивной сферы; высокий уровень персонализации, выражающийся в классификации учащихся по группам в зависимости от их индивидуальных особенностей; возможность дифференцировать учебные материалы. Указанные характеристики позволяют реализовать персонализированный подход в процессе освоения сложных знаниевых конструкций.

Согласно масштабным исследованиям международных организаций, таких, как Global Education Innovation Initiative, HundrED, OECD, World Bank Group, содержащим статистику внедрения в образовательный процесс электронных образовательных ресурсов, сервисов и платформ, вопросы персонализации и автоматизации обучения с применением нейросетевых алгоритмов достаточно успешно решаются в англоязычных странах. Результаты изучения представленных аналитических обзоров показывают, что в настоящее время интеллектуальные обучающие системы используются: в качестве средства измерения учебных достижений (экспертные системы, основанные на нейронных сетях и нечеткой логике) – Toppr, MATHia, Dreambox Learning Math, Yixue; в качестве инструмента формирования исследовательской среды (системы, основанные на конструктивистской методологии) – Betty's Brain, Fraction Lab, Crystal Island; как обучающие системы с пошаговым управлением, включающие такие компоненты, как предметная область, динамическая модель обучаемого, адаптивная модель обучения, персонализированная обратная связь, механизм прогнозирования следующего шага – GeekieLab, Century Tech, Math-u-See, Education Perfect, Wayang Outpost и др.

Особого внимания заслуживают вопросы интеллектуализации процесса управления учебно-исследовательской деятельностью, поскольку данный вид деятельности выступает основным драйвером формирования у обучающихся ключевых компетенций XXI века: критического мышления; способности к поиску, анализу и синтезу информации; коммуникативных умений, навыков самоорганизации и самообразования. В работах некоторых авторов прослеживаются идеи создания и внедрения интеллектуальных систем управления процессом учебного исследования. В частности, А. Ф. Слепцов, М. В. Слепцова. описывают дидактическую модель развития навыков проектно-исследовательской деятельности обучающихся, направленную на проявление синергетических эффектов в ходе развертывания индивидуальных образовательных маршрутов в обогащенной информационно-образовательной среде [21]. В статьях П. Д. Басалина, Е. А. Кумагиной, Е. А. Неймарк и др. представлена реализация оболочки гибридной интеллектуальной среды обучения на основе технологий продукционного типа знаний и нейросетевого принятия решений. Описан механизм пошагового формирования сценария обучения под управлением нейронной сети с учетом возможностей двухуровневого (компактного и детального) представления изучаемого материала и возврата к любому из предыдущих состояний при необходимости повторения изучаемых концепций [22].

Несмотря на достаточно широкую представленность нейросетевых технологий в научной литературе, их использование в качестве эффективного инструмента управления учебно-иссле-

довательской деятельностью заметно ограничено. В своем большинстве такие системы разрабатываются в пределах отдельно взятых вузов для четко определенных дисциплин, более широкая их интеграция в учебный процесс не проводится. Отсутствие масштабно внедряемых разработок в области интеллектуального управления учебно-исследовательской деятельностью на основе нейросетевых инструментов актуализирует проблему проектирования и внедрения интеллектуальных обучающих систем, эффективно поддерживающих исследовательскую активность учащихся.

Цель данного исследования состоит в создании обобщенной структуры гибридной нейронной сети, ориентированной на повышение эффективности управления учебно-исследовательской деятельностью.

Ключевой идеей исследования выступает реализация возможности интеллектуального управления исследовательской деятельностью посредством использования функционала нейронной сети, обеспечивающего адаптивность и коррекцию процесса освоения материала в зависимости от учебного стиля обучающегося, уровня обученности, степени сформированности навыков самостоятельной работы. Указанный механизм интеллектуального управления исследовательской деятельностью способен обеспечить индивидуализированный отклик на когнитивные процессы обучающегося, интерактивную обучающую и оценочную деятельность.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Фундамент электронного образования был заложен в середине прошлого столетия. В основе концепции программированного обучения, предложенной психологом Б. Ф. Скиннером, лежала идея управления образовательным процессом в соответствии с психологическими характеристиками учащегося. Данная идея получила развитие в трудах американского педагога Н. Кроудера, разработавшего метод разветвленного программированного обучения, суть которого состояла в формировании образовательных траекторий посредством анализа ответов студентов. Позднее появились исследования интеллектуальных технологий сопровождения учебной деятельности, основанных на построении моделей предметной области, моделей объяснений, вариативности обучающих стратегий и методов оценки знаний.

В начале 21 века наблюдается рост популярности систем, синергетически объединяющих различные интеллектуальные подходы – нейронные сети, экспертные системы, имитационные статистические модели, генетические алгоритмы, получивших название «гибридные интеллектуальные обучающие системы» (ГИОС). Способность ГИОС накапливать знания, приспосабливаться к уникальным возможностям учащегося, разрабатывать индивидуальный образовательный план, исходя из уровня его подготовки, позволяет охватить широкий спектр когнитивных и вычислительных возможностей.

В настоящее время нейронные сети и технологии машинного обучения широко используются для моделирования различных процессов [1; 2]. В работе U. N. Dulhare, K. A. Bin Ahmad, K. Ahmad приведены алгоритмы, используемые для машинного обучения и обработки больших данных, рассмотрено применение алгоритмов машинного обучения при разработке автоматизированных систем [3]. А. Karpatne описаны и систематизированы подходы к интеграции предметных знаний в различных областях исследований с использованием наглядных примеров из разных дисциплин, а также приведено формальное описание парадигмы TGDS (Theory-guided data science – наука о данных, основанных на теории) [4]. Авторами О. В. Дружининой, О. Н. Мasiной, А. А. Петровым проведен сравнительный анализ актуального инструментального программного обеспечения для изучения моделей управляемых динамических систем с применением искусственного интеллекта [5].

С целью разработки программного обеспечения и проведения вычислительных экспериментов исследователи привлекают современные инструментальные средства, включая языки высокого уровня и библиотеки научных вычислений [6; 7]. Применение библиотек машинного обучения представлено в исследовании A. Geron [8]. Ряд интересных задач научного программирования на Python рассмотрен С. Fuhrer, J. Solem, O. Verdier [9]. Работа Т. Е. Oliphant посвящена использованию библиотеки NumPy для реализации векторно-матричной алгебры [10]. М. Т. Hagan, Y.

Chen и другими авторами рассмотрены возможности использования искусственных нейронных сетей в системах управления, в том числе системах управления учебной деятельностью [11; 12].

Проводятся многочисленные исследования в области совершенствования инструментально-методического обеспечения педагогического процесса с использованием интеллектуальных технологий [13; 14]. В частности, построение и реализация нейронных сетей для моделирования педагогического процесса и для разработки систем оценивания знаний рассмотрены W. Holmes, E. Hadzhikolev и др. [15; 16]. Экспериментальное исследование по оцениванию знаний обучающихся, основанное на нейронных сетях, обученных с учетом опыта преподавателя, а также результаты эксперимента по оценке знаний и умений по дисциплине «Программирование» представлены Н. Т. Binh, В. Т. Duy [17].

Особенности управления учебной деятельностью старшеклассников в рамках использования функционала гибридной интеллектуальной обучающей среды (ГИОС) рассмотрены А. Ф. Слепцовым, М. В. Слепцовой [21]. Разработка интерфейса интеллектуальной образовательной среды, основанной на знаниях продукционного типа, представлена П. Д. Басалиным, Е. А. Кумагиной, Е. А. Неймарк и др. [22; 23]. Формальное представление знаний эксперта (преподавателя) осуществляется в виде графа решений, сжато отражающего возможный ход рассуждений и тем самым моделирующего рабочий сценарий учебного процесса. Представленные авторами алгоритмы позволяют преобразовывать граф решений в набор правил продукционного типа и далее трансформировать его в логически эквивалентную нейронную сеть прямого распространения. Ключевыми функциями данной нейросети выступают формирование адаптивного учебного сценария с двухуровневой (обобщенной и детализированной) структурой представления учебного материала, а также возврат к любой из уже пройденных стадий обучения при необходимости повторить ранее усвоенные понятия.

Гибридная интеллектуальная информационная система прогнозирования количества тестовых заданий предложена И. Ф. Астаховой, Е. И. Киселевой [24]. Подход к интеллектуальному оцениванию знаний учащихся в рамках гибридной интеллектуальной обучающей среды на основе построения и обучения нейронных сетей представлен А. А. Петровым, О. В. Дружининой, О. Н. Масиной [25]. В статьях Е. И. Смирнова, С. Н. Дворяткиной, С. В. Щербатых рассмотрены параметры и структура нейросетевых баз данных для оценки результатов обучения [26]. Монография этих авторов содержит концепцию интеллектуального сопровождения проектно-исследовательской деятельности школьников в гибридной обучающей среде [29]. Примечательно, что в качестве ключевого дидактического эффекта значительное число авторов отмечает способность ГИОС осуществлять персонализированное обучение и строить оптимальные образовательные маршруты [27; 28].

В работах Р. В. Майера [30; 31] предложены многокомпонентные модели обучения, которые задаются системами обыкновенных дифференциальных уравнений и в которых учитываются показатели забывания и усвоения знаний. Автор показывает, что одним из методов исследования дидактических систем является метод, базирующийся на построении и анализе многокомпонентных моделей различной размерности. Следует отметить, что многокомпонентные модели могут быть использованы для оценки показателей усвоения знаний обучающимися и для сравнения с результатами прогнозирования на основе нейронных сетей.

Применение нейросетевого моделирования для разработки гибридной интеллектуальной обучающей среды рассмотрено О. В. Дружининой, О. Н. Масиной, А. А. Петровым [18]. Авторами С. Н. Дворяткиной, Л. В. Жук предложен подход к педагогическому мониторингу и оценке знаний на основе интеграции фрактальных и нейросетевых технологий. Представлены результаты разработки организационно-методического обеспечения для развития исследовательской деятельности обучающихся в гибридной интеллектуальной обучающей среде, в том числе технологические аспекты организации исследовательской деятельности обучающихся по выполнению заданий повышенной сложности [19; 20].

Проведенный анализ исследований в области применения нейронных сетей для моделирования образовательного процесса показывает, что актуальной задачей создания интеллектуальных образовательных сред является обеспечение персонализации через анализ когнитивных осо-

бенностей, личностных характеристик, эмоциональных проявлений, учёт доминирующего стиля усвоения информации. Решение данной задачи предполагает формирование комплексного профиля (модели) обучающегося, которая учитывала бы когнитивные, аффективные и метакогнитивные аспекты и позволяла давать своевременную и гибкую обратную связь с точки зрения продвижения по учебным модулям. На решение данной задачи направлено настоящее исследование.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Метод интеллектуальной поддержки педагогического процесса основан на реализации замкнутой системы корректировки показателей исследовательской деятельности в рамках гибридной интеллектуальной обучающей системы. Указанная система содержит два компонента: управляющую подсистему на основе гибридной нейросети и управляемую систему на основе дифференциальной одноступенчатой характеристической модели обучения.

Оптимизация функционирования нейросети осуществляется на основе алгоритма машинного обучения с поэтапной корректировкой педагогических показателей. Этот алгоритм учитывает замкнутую обратную связь в цепи «управляющая система» – «управляемая система».

Согласно [21], охарактеризуем кластеры параметров успешности и качества исследовательской деятельности обучающихся (см. рис. 1). Первому кластеру, называемому личностным, присущи следующие характеристики параметров исследовательского потенциала: креативность, логические акты, принципы и стили, значимость и ценностные ориентиры, мотивация достижения результатов, мотивация самореализации. Второму кластеру, называемому деятельностным, соответствует характеристика проектно-исследовательской деятельности. Третий кластер, называемый коммуникативным, характеризуется наличием свойства «научная коммуникация и диалог». Четвертому кластеру, называемому результативным, отвечает эффективность творческой активности.



Рисунок 1 Кластеры параметров успешности и качества исследовательской деятельности обучающихся

В общем случае количество параметров, входящих в перечисленные кластеры, равно n_i . При этом выполняется равенство $\sum_{i=1}^n n_i = n$. Показатель n может варьироваться в зависимости от конкретной задачи, связанной с анализом показателей исследовательской деятельности обучающихся. Результаты, изложенные в [21], соответствуют следующему варианту: $n_1 = 6$, $n_2 = 1$, $n_3 = 1$, $n_4 = 1$, $n = 9$. Отметим, что теоретический и прикладной интерес представляют также такие варианты, в которых учитывается увеличение значений n_2 , n_3 , n_4 и соответственно n .

В качестве примера рассмотрим одноэтапную модель характеристик обучения с определенным количеством элементов исследовательского потенциала обучающихся. Примем, что процесс увеличения уровня знаний имеет скрытые внутренние взаимосвязи и зависит от контролируемых параметров внешней среды. Такая одноэтапная модель характеристик обучения может быть задана с помощью векторного дифференциального уравнения вида

$$\bar{x} = f(x, \bar{x}), \quad (1)$$

где x – вектор характеристик исследовательского потенциала, $\bar{x}$ – вектор коррекции характеристик (оценка влияния педагога), f – функция, определяющая формальное описание модели. Функция в правой части уравнения (1) может учитывать различные особенности педагогического процесса, в частности, изменение качественных показателей педагогического процесса под воздействием забывания информации и под воздействием непрерывно протекающего процесса самообучения.

Обобщенная диаграмма взаимодействия компонентов модели представлена на рис. 2.



Рисунок 2 Диаграмма взаимодействия компонентов модели обучения

Согласно рис. 2, гибридная нейронная сеть используется для коррекции характеристик исследовательского потенциала. Максимальный уровень указанных характеристик зависит от потенциала насыщения. При этом естественное снижение и увеличение информационной энтропии, зависящее от внешних событий, также воздействует на модель. С учетом рис. 2 обобщенная модель может быть записана в виде векторного дифференциального уравнения

$$\bar{x} = f_1(x) - f_2(x) + f_3(\bar{x}),$$

где f_1 – неотрицательная функция естественного прироста, f_2 – неотрицательная функция естественной убыли, f_3 – неотрицательная функция коррекции характеристик.

Для описания функций f_1, f_2 предлагаем использовать аппарат искусственных нейронных сетей. В условиях использования формализма однослойных нейросетей модель примет вид

$$\bar{x} = E(W_1x + b_1) - E(W_2x + b_2) + K^\circ \bar{x},$$

где $E = (1 + e^{-x})^{-1}$, W_1, W_2 – соответствующие матрицы весовых коэффициентов размерности $n \times n$, K – вектор коэффициентов усвоения, b_1, b_2 – смещения, $^\circ$ – произведение Адамара.

В качестве уточнения для модели целесообразно принять ограничение на максимальный уровень показателей. Будем считать, что насыщение характеристик определяется тангенциальным законом. Тогда модель примет вид

$$\bar{x} = E(W_1x + b_1) - E(W_2x + b_2) + K^\circ \bar{x} - d \operatorname{tg}(\pi x/2), \quad (2)$$

где d – коэффициент насыщения в системе.

Схема взаимодействия гибридной нейронной сети и одноэтапной модели характеристик обучения представлена на рис. 3, где результаты моделирования задают входы нейронной сети, а выходы нейросети используются для коррекции параметров модели с учетом обратной связи.

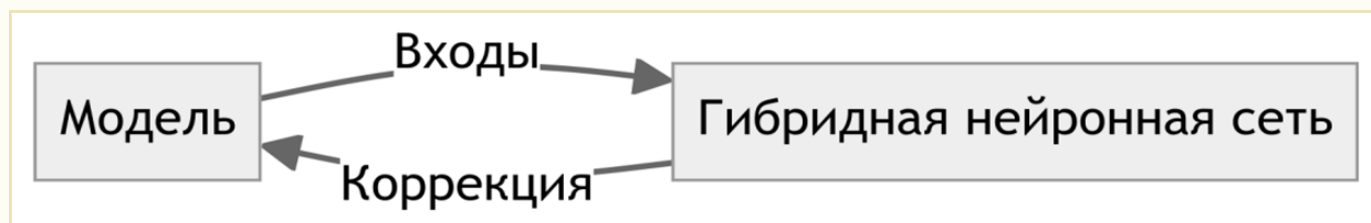


Рисунок 3 Взаимодействие гибридной нейронной сети и одноэтапной модели характеристик обучения

РЕЗУЛЬТАТЫ

Предложенная одноступенчатая модель позволяет выполнять вычислительные эксперименты по анализу динамики показателей исследовательского потенциала. На первом этапе выполнена одна из реализаций одноступенчатой модели для случая $m = 1, n = 4, \bar{x} = (0, 0, 0, 0)^T$. Этот случай является простейшим и характеризует модель в отсутствие управления. Показано, что в этом случае траектории модели (2) выходят на стационарный режим. Выход на стационарный режим может свидетельствовать о наличии остаточных знаний ученика при отсутствии внешнего воздействия. На следующем этапе рассмотрим реализацию управляемой модели с использованием обобщенной гибридной нейронной сети в рамках ГИОС (см. рис. 4).

Предполагается, что реализуемость формального процесса сбора, обработки и систематизации данных в рамках ГИОС может быть осуществлена с применением экспертных знаний и алгоритмических процедур. Общая схема влияния ГИОС на учебно-исследовательскую деятельность представлена на рис. 4.

В соответствии с рис. 4, изучаемый процесс управления учебно-исследовательской деятельностью с применением ГИОС носит итерационный характер. При этом на каждой итерации проводится формализация результатов с выявлением количественных метрик, а также синтез и систематизация элементарных дидактических единиц для педагога. На этапе реализации интеллектуального вывода с учетом базы знаний предполагается использование гибридной нейронной сети, структура которой приводится далее.

Архитектура гибридной нейронной сети для общего случая с последовательным распространением сигнала в слоях представлена на рис. 5.

На вход гибридной нейросети подается n -мерный вектор показателей. Обобщенная матрица входных параметров может быть записана в виде $I_-(n \times m)$, где n – количество параметров, характеризующих показатели исследовательской деятельности обучающихся, m – количество тестируемых обучающихся.

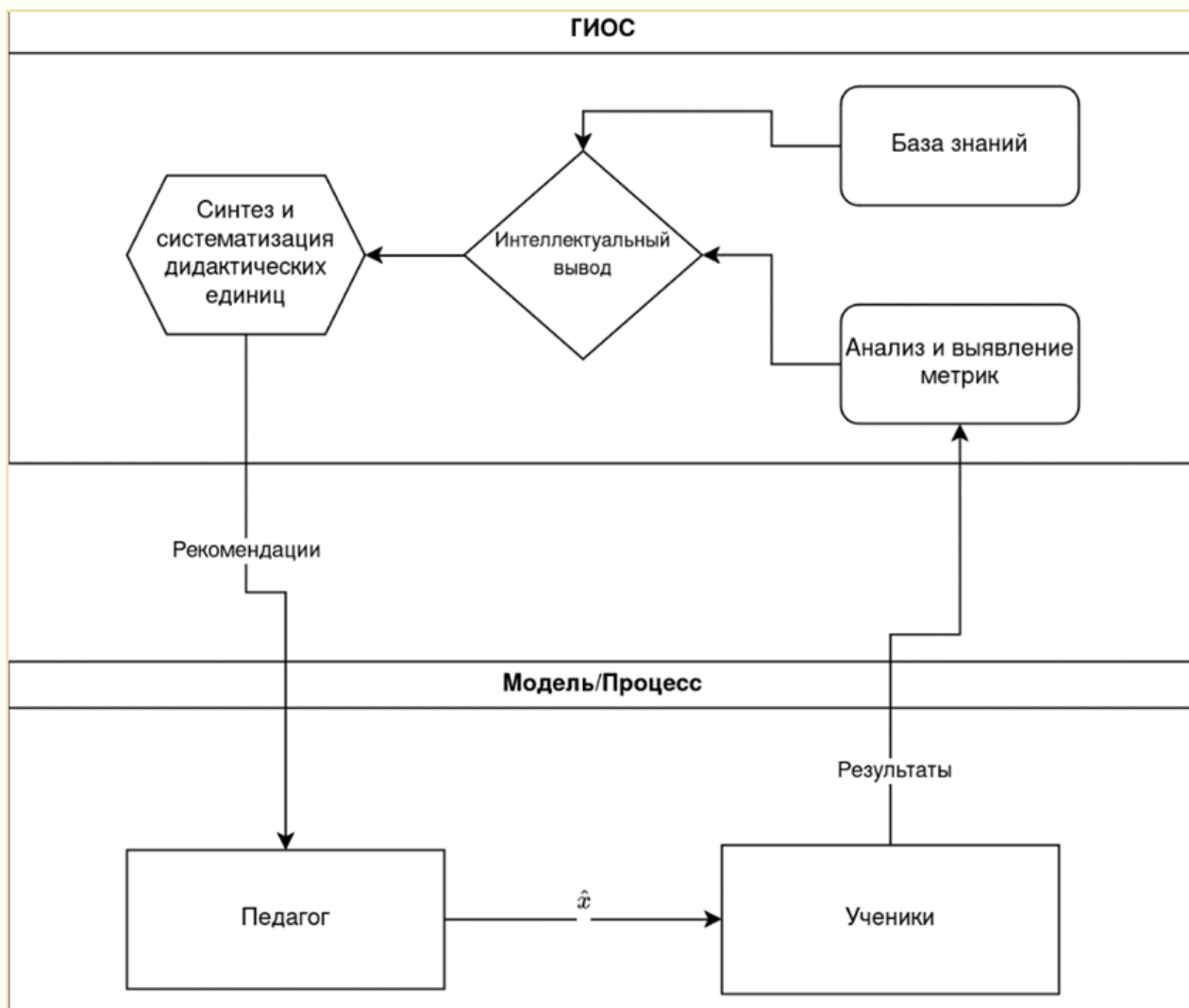


Рисунок 4 Схема влияния ГАОС на учебно-исследовательскую деятельность

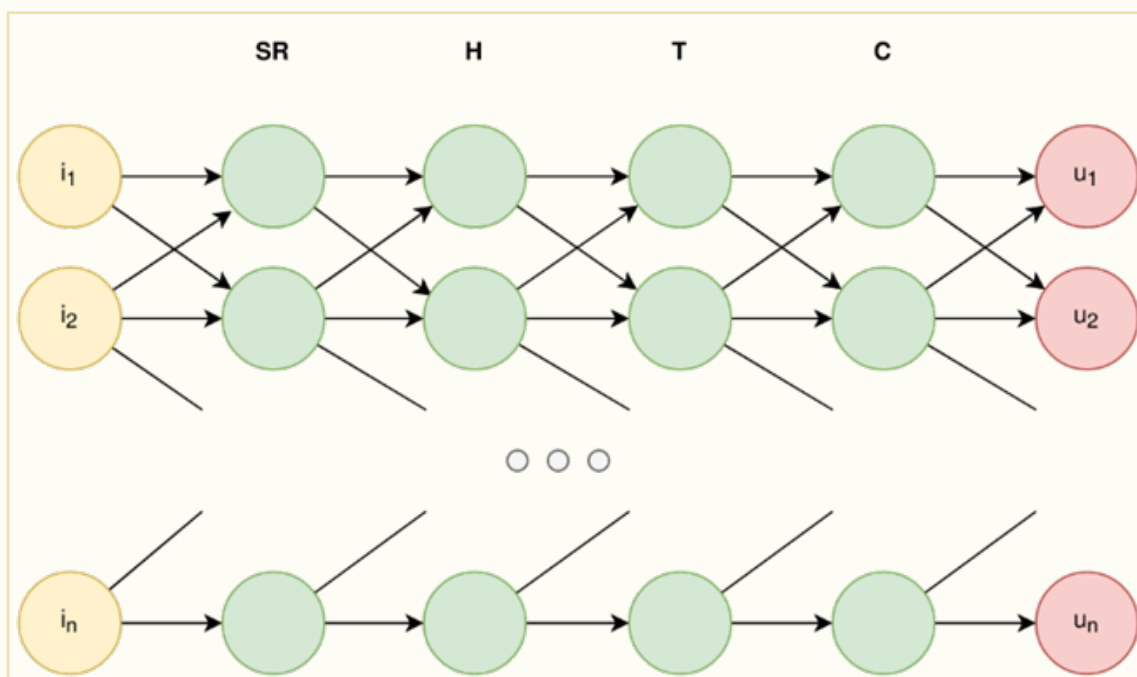


Рисунок 5 Топология обобщенной гибридной нейронной сети

Типология уровней исследовательской деятельности обучающихся в гибридной интеллектуальной среде включает 4 уровня: поисково-репродуктивный (SR); эмпирический (H); теоретический (T); творческий (S).

На рис. 6 отражена структура гибридной сети EPHMLP (Education Process Hybrid Multilayer Perceptron) для случая, когда каждому кластеру параметров успешности и качества исследовательской деятельности обучающихся соответствует один параметр.

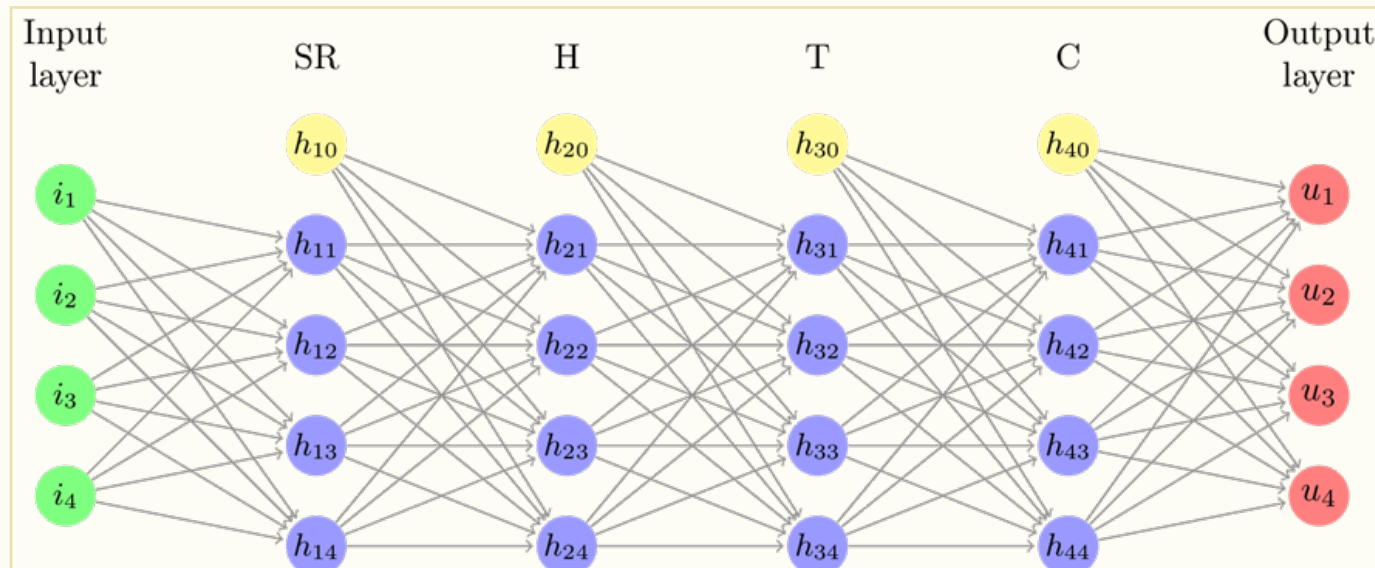


Рисунок 6 Частный случай гибридной нейронной сети EPHMLP для $n = 4$

На входной слой гибридной нейросети подаются значения фазового вектора модели (2). В слоях 2, 3, 4, 5 используются значения, получаемые из экспертных баз данных. Указанные значения характеризуют уровни развития исследовательской деятельности обучающихся. Нейросеть EPHMLP генерирует параметры, соответствующие показателям качества исследовательской деятельности обучающегося. В свою очередь, сгенерированные значения выходного слоя служат для внесения изменений в параметрический набор на базе обратной связи с учетом функции потерь. Согласно описанию нейросети, параметрический набор включает в себя весовые коэффициенты, которые рассчитываются с помощью алгоритма машинного обучения с подкреплением на основе эволюционного алгоритма.

Следует отметить, что несмотря на общий характер нейросети EPHMLP, она позволяет исследовать различные частные случаи, присущие образовательному процессу, с учетом прогнозирования результатов усвоения знаний.

Приведем описание алгоритма обучения нейросети EPHMLP с применением методологии машинного обучения с подкреплением. Назовем этот алгоритм AMLEPHMLP (Algorithm of Machine Learning for Education Process Hybrid Multilayer Perceptron). Этапы алгоритма AMLEPHMLP представлены на рис. 7, где W – весовые коэффициенты, $p_1, p_2, \dots, p_m$ – наборы параметров.

Одним из важных компонентов алгоритма AMLEPHMLP является оперирование функцией потерь. Указанная функция должна учитывать факторы отклонения показателей исследовательской деятельности от целевых показателей. В рассматриваемом случае смысл функции потерь заключается в минимизации отклонения характеристик педагогического процесса от проектных характеристик, определяемых экспертом.

Для перехода к выбору функции потерь необходимо ввести следующие обозначения. Во-первых, пусть P_0, E_0, T_0, V_0 – целевые векторы уровней исследовательской деятельности обучающихся для поисково-репродуктивного, эмпирического, теоретического и творческого уровней соответственно. Указанные векторы могут определяться, например, путем натурно-

го эксперимента. Во-вторых, через P_1, E_1, T_1, V_1 обозначим векторы, которые соответствуют фактическим уровням исследовательской деятельности. Векторы P_1, E_1, T_1, V_1 генерируются в скрытых слоях 2, 3, 4, 5 нейросети EPHMLP. В-третьих, через σ обозначим вектор проектных показателей исследовательской деятельности, которые ожидаются исходя из постановки задачи.



Рисунок 7 Блок-схема алгоритма AMLEPHMLP

Для обучения нейросети EPHMLP предлагается использовать следующую функцию потерь:

$$J = \int_{(t_1)}^{(t_2)} (1/4) (||P_1 - P_0|| + ||E_1 - E_0|| + ||T_1 - T_0|| + ||V_1 - V_0||) \times ||x(t) - \sigma|| dt,$$

где t_1 , t_2 – время начала и окончания процесса моделирования (численного эксперимента) соответственно. Для обучения EPHMLP требуется минимизировать функцию потерь J на промежутке $[t_1, t_2]$, выполнив численное интегрирование.

В качестве инструментальных средств реализации алгоритма обучения гибридной нейронной сети используется язык Julia с применением научных библиотек DifferentialEquations.jl, BlackBoxOptim.jl. Разработана тестовая программа с учетом следующих допущений: используется стохастическая генерация параметров для $n = 4$, $m = 10$, значения P_0 , E_0 , T_0 , V_0 выбираются постоянными, $\sigma = (0.85, 0.85, 0.85, 0.85)$.

С использованием разработанного программного обеспечения проведена серия компьютерных экспериментов. В частности, получены результаты вычислений для управляемой модели (2) с учетом конкретного значения функции потерь (а именно, при $J = 0.1456$). Согласно результатам вычислений, в начальный период времени наблюдается переходный процесс с незначительным перерегулированием, а затем происходит выход на стационарное состояние. Полученный динамический режим согласуется с рассмотренной постановкой задачи оптимального управления для модели характеристик обучения с определенным количеством элементов исследовательского потенциала обучающихся.

Управление в модели осуществляется с использованием результатов расчета компонентов вектора коррекции $\bar{x}$ на основе нейросетевого алгоритма. Согласно рис. 8, траектории системы находятся близко к целевому вектору показателей исследовательского потенциала обучающихся. Следует отметить, что величина функции потерь ($J = 0.1456$) свидетельствует о малых отклонениях векторов уровней исследовательской деятельности обучающихся от значений, получаемых из экспертных баз данных.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

В статье актуализируется проблема интеллектуального управления исследовательской деятельностью обучающихся посредством компьютерного и математического моделирования. Предложен авторский метод проектирования структуры гибридной интеллектуальной образовательной системы, базирующийся на нейросетевом алгоритме формирования индивидуального сценария обучения. Определены структура, характеристики и функциональные возможности гибридной интеллектуальной обучающей системы, обеспечивающей адаптивное управление учебно-познавательной деятельностью с учётом уровня развития исследовательских навыков, преобладающего стиля мышления. В качестве основных параметров учебного процесса выступают скорость подачи информации, степень сложности и глубины освоения материала.

Несмотря на многообразие научных исследований, посвященных интеллектуальному управлению процессом обучения, возможность практического применения подобных систем вызывает ряд серьезных вопросов.

Достаточно большое число ученых рассматривает исследовательскую деятельность как сложный вид интеллектуально-творческой активности, проявляющейся во взаимодополняющем функционировании механизмов конвергентного (анализ, синтез, логические схемы, суждения, умозаключения) и дивергентного (выявление противоречий, формулирование проблем, продуцирование идей, ситуативный поиск нестандартных решений) мышления. В связи с этим одной из проблем применения ГИОС для управления учебным исследованием выступает отсутствие четких инструкций и необходимость преимущественно самостоятельного открытия научных фактов и закономерностей в предметной области. Данное обстоятельство, с одной стороны, способствует развитию креативного и критического мышления, творческого подхода к решению проблем, способности к самостоятельному обучению, но с другой может привести к когнитивной перегрузке, дезориентации, снижению мотивации к обучению, что особенно актуально для учащихся с недостаточным уровнем самоорганизации.

Другой не менее значимой проблемой является процедура интеграции гибридной интеллектуальной системы в цифровую образовательную среду школы. Имеющиеся на сегодняшний день объективные ограничения на уровень интеллектуализации ГИОС устанавливают рамки возмож-

ностей её самообучения, адекватного восприятия широкого диапазона чувственно-эмоциональной сферы участников образовательного процесса. Как следствие, данная система функционирует преимущественно как инструмент, приближённо имитирующий ситуацию «живого общения», а перед разработчиками встаёт задача поиска возможностей повышения уровня автономности функционирования созданного программного продукта.

Таким образом, полученные в ходе исследования результаты в целом согласуются с существующими данными о возможностях и ограничениях активизации исследовательского потенциала учащихся на основе нейросетевых инструментов. В частности, в статье Е. В. Соболевой, П. М. Горева, З. В. Шиловой, Н. Н. Шадринной отмечены дидактические возможности генеративной нейросети (разнообразие форм представления информации, автоматизация вычислений, анализ больших массивов данных, поддержка принятия решений), способствующие повышению качества подготовки обучаемых [33]. В то же время технологическое решение, предложенное в данной работе, обладает некоторыми преимуществами по сравнению с ранее созданными интеллектуальными обучающими системами. В первую очередь, использование гибридного подхода при создании интеллектуальной системы играет ключевую роль в снижении рисков, связанных с ошибками при формировании индивидуальных образовательных траекторий. Во-вторых, проектируемая интеллектуальная система нацелена не столько на освоение конкретных знаний и умений, сколько на гармоничное развитие личности обучаемого за счёт активного участия в решении нестандартных задач, совершенствования когнитивных навыков, формирования исследовательского поведения.

В настоящей работе рассмотрена нейросеть EPHMLP, архитектура которой представлена на рис. 6, а также предложен алгоритм AMLEPHMLP для обучения нейросети, блок-схема которого представлена на рис. 7. Проведены вычислительные эксперименты по моделированию педагогического процесса и выявлены качественные эффекты, связанные с траекторной динамикой одноэтапной модели характеристик обучения. Указанный алгоритм позволяет осуществлять поддержку принятия решений в рамках педагогического процесса и направлен на использование в гибридных интеллектуальных обучающих средах.

В Елецком государственном университете им. И. А. Бунина проводился анализ тестирования школьников по математическим дисциплинам для выявления количественных метрик и формирования обучающих выборок [32], предполагаемых для использования в рамках разработанного программного обеспечения с интеллектуальными компонентами. Следует отметить, что предложенная в настоящей работе нейросетевая модель позволяет формировать синтетические наборы входных данных. Подход к выявлению и оценке исследовательского потенциала с применением нейросетевой модели возможно использовать совместно с традиционными подходами, например, с организацией дополнительных занятий по выполнению олимпиадных заданий и с оценкой преподавателем уровня исследовательского потенциала школьников. Преимуществом использования нейросетевой модели EPHMLP является снижение субъективности оценок и времени оценивания, в то же время нейросетевая модель может потребовать предобработку данных тестирования в случаях недостаточной репрезентативности и неполноты входных массивов.

Авторами для разработки обобщенной структуры нейросетевой модели использованы результаты ученых Ярославского государственного университета им. П. Г. Демидова и Елецкого государственного университета им. И. А. Бунина по развитию методов выявления исследовательского потенциала в системе среднего образования, направленных на создание экспертной базы для оценивания исследовательского потенциала школьников [29]. В то же время следует отметить, что дальнейшее развитие нейросетевой модели включает в себя элементы формализации предметной области и разработку базы знаний, обобщающей знания экспертов по оцениванию учебно-исследовательского потенциала обучающихся. Таким образом, расширение практической реализуемости процесса управления учебно-исследовательской деятельностью на базе нейросетевой модели связано с разработкой и наполнением экспертной базы знаний.

В качестве перспектив дальнейшего исследования в процессе апробации интеллектуальной системы обучения можно рассматривать оптимизацию алгоритмов построения пространства знаний; усовершенствование методов хранения, обработки и визуализации структуры знаний;

уточнение комплекса психолого-педагогических условий применения гибридной интеллектуальной системы. Решение указанных масштабных проблем будет способствовать становлению новой системы образования, характеризующейся наличием высокоэффективной образовательной среды, в которой технологии искусственного интеллекта обеспечивают интерактивное взаимодействие всех участников в рамках глобального научного диалога.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе изложен подход к разработке и машинному обучению гибридной нейронной сети для организации исследовательской деятельности обучающихся. Обучение обобщенной гибридной нейронной сети осуществляется на основе алгоритма машинного обучения с подкреплением. Генерация данных для алгоритма выполняется с применением одноэтапной модели характеристик обучения. Данная модель представляет собой дифференциальную управляемую систему с обратной связью и позволяет отслеживать динамику параметров исследовательского потенциала для каждого ученика, прогнозировать качество образовательного процесса.

Гибридная нейронная сеть EPHMLP может быть использована для моделирования персонализированного образовательного процесса в рамках интеллектуальной обучающей системы. Следует отметить, что данная нейросеть может применяться в сочетании с нечёткой оверлейной моделью для диагностирования исследовательского потенциала обучающихся в системах общего и высшего образования.

Применение разработанного способа оценки исследовательского потенциала обучающихся на основе нейросетевого алгоритма направлено на повышение эффективности управления учебно-исследовательской деятельностью и может найти применение в задачах построения индивидуальных образовательных маршрутов, прогнозирования показателей образовательного процесса, выявления и оценивания исследовательского потенциала обучающихся.

БЛАГОДАРНОСТИ

Авторы выражают благодарность ректору Елецкого государственного университета им. И.А. Бунина за финансовую поддержку настоящего исследования.

ЛИТЕРАТУРА

1. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: Дидактика. 2020.
2. Aggarwal C. Neural networks and deep learning. Springer International Publishing. 2019. Dulhare U. N., Bin Ahmad K. A., Ahmad K. Machine learning and big data: Concepts, Algorithms, Tools and Applications. Wiley. 2020.
3. Dulhare U. N., Bin Ahmad K. A., Ahmad K. Machine learning and big data: Concepts, Algorithms, Tools and Applications. Wiley. 2020.
4. Karpatne A. Theory-guided data science: a new paradigm for scientific discovery from data. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2017. № 29(10). P. 2318–2331. DOI:10.1109/TKDE.2017.2720168
5. Druzhinina O. V., Masina O. N., Petrov A. A. Up-to-date software and methodological support for studying models of controlled dynamic systems using artificial intelligence // Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS). 2021. № 1225. P. 470–483. DOI:10.1007/978-3-030-77448-6_65
6. McKinney W. Python for data analysis: Data wrangling with Pandas, Numpy, and Ipython. 2nd ed. O'Reilly. 2017.
7. Oliphant T. E. Python for scientific computing // Computing in Science & Engineering. 2007. № 9. P. 10–20. DOI:10.1109/MCSE.2007.58
8. Geron A. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. 2nd New edition. Oreilly. 2019.
9. Fuhrer C., Solem J., Verdier O. Scientific Computing with Python 3. Packt Publishing, Birmingham. 2016.
10. Oliphant T. E. Guide to NumPy, 2nd edn. CreateSpace Independent Publishing Platform, Scotts Valley. 2015.
11. Hagan M. T., Demuth H. B., Jesús O. D. An introduction to the use of neural networks in control systems. Int. J. Robust Nonlinear Control 12, 959–985. 2002. DOI: 10.1002/rnc.727
12. Chen Y., Shi Y., Zhang B. Optimal control via neural networks: A convex approach. ArXiv: Optimization and control 1805.11835. 2019.
13. Druzhinina O. V., Masina O. N., Petrov A. A., Shcherbatykh S. V. Application of intelligent technologies

- and neural network modeling methods in the development of a hybrid learning environment // *Journal of Physics: Conference Series* 2020. № 1691. P. 012125. DOI:10.1088/1742-6596/1691/1/012125
14. Cheng X., Jianshan Sun J., Zarifis A. Artificial intelligence and deep learning in educational technology research and practice // *British Journal of Educational Technology*. 2020. № 51(5). P. 1653–1656. DOI:10.1111/bjet.13018
 15. Holmes W., Bialik M., Fadel C. Artificial intelligence in education. Promises and implications for teaching and learning. The Center for Curriculum Redesign, Boston. 2019.
 16. Hadzhikolev E., Yotov K., Trankov M., Hadzhikoleva S. Use of neural networks in assessing knowledge and skills of university students. In: 12th annual International Conference of Education, Research and Innovation, pp. 7474–7484. 2019. DOI: 10.21125/iceri.2019.1787
 17. Binh H. T., Duy B. T. Predicting students' performance based on learning style by using artificial neural networks. In: 9th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE), IEEE, pp. 4853. 2017. DOI:10.1109/KSE.2017.8119433
 18. Дружинина О.В., Масина О.Н., Петров А.А. Разработка инструментального обеспечения модулей гибридной интеллектуальной обучающей среды на основе построения нейросетевых и нечетких моделей // *Continuum. Математика. Информатика. Образование*. 2023. № 1(29). С. 57–69. DOI: 10.24888/2500-1957-2023-1-57-69
 19. Dvoryatkina S. N. Integration of fractal and neural network technologies in pedagogical monitoring and assessment of knowledge of trainees // *Journal of Psychology and Pedagogics*. 2017. № 14(4). P. 451–465. DOI:10.22363/2313-1683-2017-14-4-451-465
 20. Dvoryatkina S. N., Zhuk L. V. Organizational and methodological support for the development of research activities of schoolchildren in hybrid intellectual educational environment // *Yaroslavl Pedagogical Bulletin*. 2021. № 3. P. 36–45. DOI:10.20323/1813-145X-2021-3-120-36-45
 21. Слепцов А. Ф., Слепцова М. В. Интеллектуальная образовательная среда: теоретические подходы и возможности реализации // *Современные исследования социальных проблем*. 2016. № 5. С. 70–88. DOI: 10.12731/2218-7405-2016-5-70-88
 22. Басалин П. Д., Кумагина Е. А., Неймарк Е. А., Тимофеев А. Е., Фомина И. А., Чернышова Н. Н. Реализация гибридной интеллектуальной обучающей среды продукционного типа // *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2018. № 14 (1). С. 256–267. DOI: 10.25559/SITITO.14.201801.256-267
 23. Басалин П. Д., Куликов Д. А., Маскина Ю. В. Адаптация гибридной интеллектуальной обучающей среды с подкреплением // *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2020. № 16(3). С. 788–798. DOI: 10.25559/SITITO.16.202003.788-798
 24. Астахова И. Ф., Киселева Е. И. Гибридная интеллектуальная информационная система прогнозирования количества тестовых заданий // *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2020. № 16(4). С. 917–926. DOI: 10.25559/SITITO.16.202004.917-926
 25. Петров А. А., Дружинина О. В., Масина О. Н. Моделирование систем оценивания знаний в рамках гибридной интеллектуальной обучающей среды // *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2021. № 17(1). С. 179–189. DOI: 10.25559/SITITO.17.202101.723
 26. Smirnov E., Dvoryatkina S., Shcherbatykh S. Parameters and structure of neural network databases for assessment of learning outcomes // *International Journal of Criminology and Sociology*. 2020. № 9. P. 1638–1648. DOI:10.6000/1929-4409.2020.09.188
 27. Sampsons D., Karagiannidis C. Personalised learning: educational, technological and standardisation perspective // *Interactive Educational Multimedia*. 2002. № 4. P. 24–39. DOI:10.2304/forum.2004.46.2.4
 28. Loong E. YK., Herbert S. Primary school teachers' use of digital technology in mathematics: the complexities // *Mathematical Education Research Journal*. 2018. № 30. P. 475–498. DOI:10.1007/s13394-018-0235-9
 29. Дворякина С. Н., Смирнов Е. И., Щербатых С. В. Интеллектуальное сопровождение проектно-исследовательской деятельности школьников в гибридной среде обучения математике. Елец: Елецкий государственный университет им. И. А. Бунина. 2021. 209 с.
 30. Mayer R. V. Multicomponent learning model and its use for the study of didactic systems // *Fundamental Research*. 2013. № 10. P. 2524–2528.
 31. Mayer R. V. Assimilation and forgetting of the educational information: Results of imitating modelling // *European Journal of Contemporary Education*. 2017. № 6(4). P. 739–749. DOI:10.13187/ejced.2017.4.739
 32. Dvoryatkina S.N., Zhuk L.V. Intellectual support of the students' research activities in mathematics: experimental verification of effectiveness a hybrid learning system // *European Journal of Contemporary Education*. 2023. Т. 12. № 4. P. 1212–1222. DOI: 10.13187/ejced.2023.4.1212
 33. Соболева Е. В., Горев П. М., Шилова З. В., Шадрин Н. Н. Применение генеративных нейросетей в обучении цифровых инженеров для повышения качества их подготовки // *Перспективы науки и образования*. 2024. № 5 (71). С. 662–679. doi: 10.32744/pse.2024.5.39

REFERENCES

1. Haykin S. Neural networks: A comprehensive foundation. Moscow, Didaktika, 2020. 1104 p.
2. Aggarwal C. Neural networks and deep learning. Springer International Publishing, 2019. 529 p.
3. Dulhare U. N., Bin Ahmad K. A., Ahmad K. Machine learning and big data: Concepts, Algorithms, Tools and Applications. N.Y., Wiley, 2020. 544 p.
4. Karpatne A. Theory-guided data science: a new paradigm for scientific discovery from data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, vol. 29, no. 10, pp. 2318–2331. DOI: 10.1109/TKDE.2017.2720168
5. Дружинина О. В., Масина О. Н., Петров А. А. Up-to-date software and methodological support for studying models of controlled dynamic systems using artificial intelligence. *Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS)*, 2021, vol. 1225, pp. 470–483. DOI: 10.1007/978-3-030-77448-6_65

6. McKinney W. Python for data analysis: Data wrangling with Pandas, Numpy, and Ipython. 2nd ed. O'Reilly, 2017. 547 p.
7. Oliphant T. E. Python for scientific computing. *Computing in Science & Engineering*, 2007, vol. 9, pp. 10-20. DOI: 10.1109/MCSE.2007.58
8. Geron A. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. 2nd New edition. Oreilly, 2019. 848 p.
9. Fuhrer C., Solem J., Verdier O. Scientific Computing with Python 3. Birmingham, Packt Publishing, 2016. 332 p.
10. Oliphant T. E. Guide to NumPy, 2nd edn. Scotts Valley. CreateSpace Independent Publishing Platform, 2015. 364 p.
11. Hagan M. T., Demuth H. B., Jesús O. D. An introduction to the use of neural networks in control systems. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2002, vol. 12, pp. 959-985. DOI: 10.1002/rnc.727
12. Cheng X., Jianshan Sun J., Zarifis A. Artificial intelligence and deep learning in educational technology research and practice. *British Journal of Educational Technology*, 2020, vol. 51, no. 5, pp. 1653-1656. DOI: 10.1111/bjet.13018
13. Druzhinina O. V., Masina O. N., Petrov A. A., Shcherbatykh S. V. Application of intelligent technologies and neural network modeling methods in the development of a hybrid learning environment. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, vol. 1691, p. 012125. DOI: 10.1088/1742-6596/1691/1/012125
14. Chen Y., Shi Y., Zhang B. Optimal control via neural networks: A convex approach. Available at: <https://arxiv.org/abs/1805.11835> (accessed 21 October 2024)
15. Holmes W., Bialik M., Fadel C. Artificial intelligence in education. Promises and implications for teaching and learning. Boston, The Center for Curriculum Redesign, 2019. 242 p.
16. Hadzhikolev E., Yotov K., Trankov M., Hadzhikoleva S. Use of neural networks in assessing knowledge and skills of university students. *2019 12th annual International Conference of Education, Research and Innovation*, 2019, pp. 7474-7484. DOI: 10.21125/iceri.2019.1787
17. Binh H. T., Duy B. T. Predicting students' performance based on learning style by using artificial neural networks. *2017 IEEE 9th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)*, 2017, pp. 48-53. DOI: 10.1109/KSE.2017.8119433
18. Druzhinina O. V., Masina O. N., Petrov A. A. Development of instrumental support for modules of a hybrid intelligent learning environment based on the construction of neural network and fuzzy models. *Continuum. Mathematics. Computer science. Education*, 2023, vol. 1, no. 29, pp. 57-69. DOI: 10.24888/2500-1957-2023-1-57-69
19. Dvoryatkina S. N. Integration of fractal and neural network technologies in pedagogical monitoring and assessment of knowledge of trainees. *Journal of Psychology and Pedagogics*, 2017, vol. 14, no. 4, pp. 451-465. DOI: 10.22363/2313-1683-2017-14-4-451-465
20. Dvoryatkina S. N., Zhuk L. V. Organizational and methodological support for the development of research activities of schoolchildren in hybrid intellectual educational environment. *Yaroslavl Pedagogical Bulletin*, 2021, vol. 3, pp. 36-45. DOI: 10.20323/1813-145X-2021-3-120-36-45
21. Sleptsov A. F., Sleptsova M. V. Intellectual educational environment: theoretical approaches and implementation opportunities. *Contemporary Research on Social Problems*, 2006, vol. 5, pp. 70-88. DOI: 10.12731/2218-7405-2016-5-70-88 (In Russ.)
22. Basalin P. D., Timofeev A. E., Kumagina E. A., Neymark E. A., Fomina I. A. and Chernyshova N. N. The implementation of a hybrid intelligent learning environment of the product type. *Modern Information Technology and IT-education*, 2018, vol. 14, no. 1, pp. 256-267. DOI: 10.25559/SITITO.14.201801.256-267. (In Russ.)
23. Basalin P. D., Kulikov D. A., Maskina Yu. V. Adapting a hybrid intelligent reinforcement learning environment. *Modern Information Technologies and IT-Education*, 2020, vol. 16, no. 3, pp. 788-798. DOI: 10.25559/SITITO.16.202003.788-798 (In Russ.)
24. Astachova I. F., Kiseleva E. I. Hybrid intelligent information system for predicting the number of test tasks. *Modern Information Technologies and IT-Education*, 2020, vol. 16, no. 4, pp. 917-926. DOI: 10.25559/SITITO.16.202004.917-926 (In Russ.)
25. Petrov A. A., Druzhinina O. V., Masina O. N. Modeling knowledge assessment systems within a hybrid intelligent learning environment. *Modern Information Technologies and IT-Education*, 2021, vol. 17, no. 1, pp. 179-189. DOI: 10.25559/SITITO.17.202101.723 (In Russ.)
26. Smirnov E., Dvoryatkina S., Shcherbatykh S. Parameters and structure of neural network databases for assessment of learning outcomes. *International Journal of Criminology and Sociology*, 2020, vol. 9, pp. 1638-1648. DOI: 10.6000/1929-4409.2020.09.188
27. Sampsons D., Karagiannidis C. Personalised learning: educational, technological and standardisation perspective. *Interactive Educational Multimedia*, 2002, vol. 4, pp. 24-39. DOI: 10.2304/forum.2004.46.2.4
28. Loong E. YK., Herbert S. Primary school teachers' use of digital technology in mathematics: the complexities. *Mathematical Education Research Journal*, 2018, vol. 30, pp. 475-498. DOI: 10.1007/s13394-018-0235-9
29. Dvoryatkina S. N., Smirnov E. I., Shcherbatykh S. V. Intellectual support of design and research activities of schoolchildren in a hybrid environment of teaching mathematics. Yelets, Bunin Yelets State University, 2021. 209 p. (In Russ.)
30. Mayer R. V. Multicomponent learning model and its use for the study of didactic systems. *Fundamental Research*, 2013, vol. 10, pp. 2524-2528.
31. Mayer R. V. Assimilation and forgetting of the educational information: Results of imitating modelling. *European Journal of Contemporary Education*, 2017, vol. 6, no. 4, pp. 739-749. DOI: 10.13187/ejced.2017.4.739
32. Dvoryatkina S. N., Zhuk L. V. Intellectual support of the students' research activities in mathematics: experimental verification of effectiveness a hybrid learning system. *European Journal of Contemporary Education*, 2023, vol. 12, no. 4, pp. 1212-1222. DOI: 10.13187/ejced.2023.4.1212
33. Soboleva, E. V., Gorev, P. M., Shilova, Z. V., & Shadrina, N. N. Using generative neural networks when training digital engineers to improve the quality of their training. *Perspectives of Science and Education*, 2024, vol. 71, no. 5, pp. 662-679. doi: 10.32744/pse.2024.5.39

Авторы**Жук Лариса Викторовна**

(Российская Федерация, Елец)

Доцент, кандидат педагогических наук, доцент кафедры математики и методики ее преподавания

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина

E-mail: krasnikovalarisa@yandex.ru

ORCID ID: 0000-0002-5054-882X

Scopus Author ID: 57224219643

Дружинина Ольга Валентиновна

(Российская Федерация, Москва)

Доктор физико-математических наук, профессор, главный научный сотрудник Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук

Профессор кафедры математического моделирования, компьютерных технологий и информационной безопасности

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина

E-mail: ovdruzkh@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-9242-9730

Scopus Author ID: 7004049100

Петров Алексей Алексеевич

(Российская Федерация, Елец)

Кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры математического моделирования, компьютерных технологий и информационной безопасности

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина

E-mail: xea191@yandex.ru

ORCID ID: 0000-0002-3011-9278

Scopus Author ID: 57198495818

Масина Ольга Николаевна

(Российская Федерация, Елец)

Доцент, доктор физико-математических наук, профессор кафедры математического моделирования, компьютерных технологий и информационной безопасности

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина

E-mail: olga121@inbox.ru

ORCID ID: 0000-0002-0934-7217

Scopus Author ID: 56644942400

Authors**Larisa V. Zhuk**

(Russia, Yelets)

Cand. Sci. (Educ.), Assistant Professor; Department of Mathematics and Methods of its Teaching

Bunin Yelets State University

E-mail: krasnikovalarisa@yandex.ru

ORCID ID: 0000-0002-5054-882X

Scopus Author ID: 57224219643

Olga V. Druzhinina

(Russia, Moscow)

Dr. Sci. (Phys. and Math.), Professor, Chief Researcher of Federal Research Center "Computer Science and Control" of Russian Academy of Science, Professor of the Department of Mathematical Modeling, Computer Technology and

Information Security

Bunin Yelets State University

E-mail: ovdruzkh@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-9242-9730

Scopus Author ID: 7004049100

Alexey A. Petrov

(Russia, Yelets)

Cand. Sci. (Technical Sciences), Associate Professor of the Department of Mathematical Modeling, Computer Technology and Information Security

Bunin Yelets State University

E-mail: xea191@yandex.ru

ORCID ID: 0000-0002-3011-9278

Scopus Author ID: 57198495818

Olga N. Masina

(Russia, Yelets)

Dr. Sci. (Phys. and Math.), Associate Professor, Professor of the Department of Mathematical Modeling, Computer Technology and Information Security

Bunin Yelets State University

E-mail: olga121@inbox.ru

ORCID ID: 0000-0002-0934-7217

Scopus Author ID: 56644942400

Вклад авторов**Жук Л. В.****Дружинина О. В.****Петров А. А.****Масина О. Н.**© Жук Л. В., Дружинина О. В., Петров А. А.,
Масина О. Н., 2025

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Author's contribution**Larisa V. Zhuk****Olga V. Druzhinina****Alexey A. Petrov****Olga N. Masina**© Larisa V. Zhuk, Olga V. Druzhinina, Alexey A. Petrov,
Olga N. Masina, 2025

The author's declared no conflicts of interest