УДК 004.9: 378.1
DOI: http://dx.doi.org/10.21686/1818-4243-2022-6-4-10

Т.М. Шамсутдинова
Башкирский государственный аграрный университет, Уфа, Россия

Проблемы и перспективы применения нейронных сетей в сфере образования

Цель исследования *– изучить вопросы теории и практики применения нейронных сетей в образовании, разработать концепцию нейросетевой адаптивной обучающей среды, а также реализовать нейросетевую модель одной из подсистем данной среды (на модельном примере построения адаптивной образовательной траектории).*
Материалы и методы. *Исследование включает обзор библиографических источников по вопросам применения нейронных сетей в сфере образования. Также включает моделирование структуры нейросетевой адаптивной обучающей среды. Для программной реализации нейронной сети использовалась библиотека PyTorch.*
Результаты. *Рассматриваются перспективы применения нейронных сетей в сфере образования, включая разнообразные задачи распознавания, диагностики, классификации, кластеризации, прогнозирования, оптимизации и пр. Строится структурная модель адаптивной обучающей NeuroSmart-среды. Данная среда включает в себя ряд подсистем для решения следующих задач: биометрической идентификации обучаемого; определения его стартового уровня; выбора адаптивной траектории обучения; определения текущего уровня сформированности компетенций; автоматизированной проверки работ студентов с применением технологии распознавания; анализа итогового результата обучения; мониторинга инцидентов информационной безопасности в электронном курсе и пр. С целью изучения возможностей и проблем применения нейросетевых моделей к задачам построения траекторий адаптивного обучения студентов, был построен модельный пример нейронной сети. Данный пример иллюстрирует возможность применения нейронной сети для выбора дальнейших узлов образовательной траектории на основе имеющихся данных о текущих параметрах обучения в электронном курсе. Для реализации нейронной сети использовалась библиотека глубокого обучения PyTorch и модули библиотеки Pandas. В качестве оптимизатора для выполнения шагов градиентного спуска использовались SGD, Adam, Rprop. Для каждого из оптимизаторов было проведено компьютерное исследование устойчивости работы нейронной сети при варьировании следующих параметров: коэффициент скорости обучения, количество нейронов в скрытом слое и количество эпох обучения.*
Заключение. *Можно предположить, что следующим этапом эволюции применения нейросетевых технологий в сфере образования будет их интеграция в сложные многокомпонентные «умные» Smart-системы, способные в автоматическом режиме осуществлять сопровождение обучения студента на всех этапах реализации его персональной образовательной траектории. Очевидно, что практическая реализация комплексных нейросетевых систем подобного уровня является очень сложной задачей и может быть решена пока только на уровне отдельных подсистем. Можно выделить ряд проблем, связанных с компьютерным моделированием образовательной среды на основе нейросетевых моделей: недостаточно изучен вопрос об оптимальной структуре нейросети (например, количестве нейронов и слоев в сети), отсутствуют четкие критерии оптимальности адаптивной образовательной траектории. Тем не менее, надо заметить, что задача разработки новых форм и технологий персонализированного электронного обучения является очень востребованной, что делает моделирование на основе нейронных сетей особенно актуальным.*

Ключевые слова: *нейронные сети, образование, индивидуальная образовательная траектория, электронный курс, адаптивное обучение.*

Tatiana M. Shamsutdinova
Bashkir State Agrarian University, Ufa, Russia

Problems and Prospects for the Application of Neural Networks for the Sphere of Education

The purpose of the study *is to examine the theory and practice of using neural networks in education, to develop the concept of a neural network adaptive learning environment, and to implement a neural network model of one of the subsystems of this environment (using a model example of creating an adaptive educational trajectory).*
Materials and methods. *The study includes a review of bibliographic sources on the application of neural networks in the field of education. It also includes modeling the structure of a neural network adaptive learning environment. The PyTorch library was used to programmatically implement the neural network.*
Results. *The prospects for the use of neural networks in the field of education are considered, including various tasks of recognition, diagnostics, classification, clustering, forecasting, optimization, etc. A structural model of an adaptive learning NeuroSmart environment is created. This environment includes a number of subsystems for solving the following tasks: biometric identification of the student; determining starting level; choosing an adaptive learning path; determining the current level of competency development; automated verification of students' work using recognition technology; analysis of the final result of training; monitoring information security incidents in an electronic course, etc. In order to study the possibilities and problems of applying neural network models to the tasks of constructing student adaptive learning trajectories, a model example of a neural network was created. This example illustrates the possibility of using a neural network to select further nodes of the educational trajectory based on the available data on the current learning parameters in an electronic course. To implement the neural network, the PyTorch deep learning library and Pandas library modules were used. SGD, Adam, Rprop were used as an optimizer to perform gradient descent steps. For each of the optimizers, a computer study of the stability of the neural network was carried out by varying the following parameters: the learning rate coefficient, the number of neurons in the hidden layer, and the number of training epochs.*
Conclusion. *It can be assumed that the next stage in the evolution of the use of neural network technologies in the field of education will be their integration into complex multi-component Smart systems capable of automatically supporting student learning at all stages of the implementation of their personal educational trajectory. Obviously, the practical implementation of complex neural network systems of this level is a very difficult task and can be solved so far only at the level of individual subsystems. There are a number of*

problems associated with computer simulation of the educational environment based on neural network models: the question of the optimal structure of the neural network (for example, the number of neurons and layers in the network) has not been studied enough, there are no clear criteria for the optimality of the adaptive educational trajectory. Nevertheless, it should be noted that the task of developing new forms and technologies of personalized e-learning is in great demand, which makes modeling based on neural networks especially relevant.

Keywords: neural networks, education, individual educational trajectory, electronic course, adaptive learning.

Введение

Цифровая трансформация системы высшего образования – это один из значимых вызовов современного общества. Актуальным ключевым звеном данной трансформации является применение технологий искусственного интеллекта и, в том числе, нейросетевых технологий.

Хотя задачам нейросетевого моделирования в настоящий момент посвящено уже значительное количество работ, нельзя назвать данную проблему полностью разработанной и решенной. Электронная образовательная среда на основе нейросетевых технологий представляет собой сложную многопараметрическую систему, включающую целый ряд аппаратных, алгоритмических и программных подсистем.

В работе [1] рассматривается вопрос возможности применения нейронных сетей в дистанционных образовательных системах для идентификации обучающихся. При этом отмечается необходимость формирования базы эталонов биометрических характеристик для санкционированных пользователей.

В [2] описан опыт разработки набора («ансамбля») нейронных сетей для решения задач классификации событий (инцидентов) в системах обеспечения информационной безопасности.

Пример применения аппарата нейронной сети для тестирования знаний приводится в работе [3]. При этом описывается опыт использования собственной разработки на основе сети Кохонена – в области *распознавания образов* – в области *диагностики* – в области *классификации* – в *кластеризации данных* – в *прогнозировании* – в сфере *оптимального управления* контроль за реализацией учебных планов; оптимизация финансовых затрат вуза; оптимизация распределения аудиторного фонда, составления расписаний, распределения учебной нагрузки профессорско-преподавательского состава; реализация оптимальной траектории персонализированного обучения и многое др.

Как отдельное направление общей концепции применения нейронных сетей можно выделить идею формирования педагогического направления «нейропедагогика» (В.В. Казаченок и др.). В работе [14] говорится, что главная задача нейропедагогики – «определить, каким образом можно повысить эффективность обучения, используя новейшие знания о человеческом мозге». Анализируя тенденции развития современного образования, автор говорит о роли нейросетевых технологий в процессе изучения личностной модели обучаемого. Как пример, приводится опыт России **(Финансовый университет)** и Китая измерения вовлеченности студентов в процесс обучения путем использования системы распознавания эмоций для оперативного выявления изменений качества занятий.

2. Концепция обучающей NeuroSmart-среды

Обобщая вышесказанное, можно предположить, что следующим этапом эволюции применения нейросетевых технологий будет их интеграция в сложные многокомпонентные «умные» Smart-системы, способные в автоматическом режиме осуществлять сопровождение обучения студента на всех этапах реализации его персональной образовательной траектории.

В частности, в работе [15] говорится о необходимости использования искусственного интеллекта, Big Data, различных сетевых технологий и новых технических средств для преобразования традиционных классов в «умные» классы. При этом возможно использование таких технологий как сверточные нейронные сети (CNN – convolutional neural network), сети на основе долгой краткосрочной памяти (LSTM – Long short-term memory) и др.

Продолжая и дополняя идею адаптивного обучения, можно в дальнейшем спроектировать комплекс нейросетевых моделей, служащих для построения индивидуальной образовательной траектории путем интеллектуального подбора оптимального маршрута обучения. Выбор оптимальной траектории при этом может проводиться на основе интеллектуального анализа цифрового следа обучаемого в электронном курсе, а также за счет изучения изменений в его личностной модели и пр.

Нейросетевая обучающая Smart-среда (назовем ее NeuroSmart) сможет реализовывать при этом задачи в следующих областях:

– биометрической идентификации обучаемого;

– определения текущего уровня сформированности компетенций и выбора адаптивной траектории обучения;

– автоматизированной проверки работ студентов с применением технологии распознавания;

– анализа итогового результата обучения, включая анализ рефлексии;

– мониторинга инцидентов информационной безопасности и пр.

Возможная структура подсистем данной образовательной среды представлена на рис. 1. Каждая подсистема при этом представляет собой определенную нейронную сеть, имеющую собственную структуру и предназначенную для решения своего класса задач. Все подсистемы при этом должны быть соединены между собой в общие контуры управления с общими потоками передачи данных.

В качестве входных/выходных данных для подобной нейросетевой обучающей среды могут выступать:

– введенные биометрические данные;

– IP-адреса, идентификаторы точек доступа, log-файлы, адреса просмотренных веб-страниц и др.;

– полученные оценки за задания, включая автоматизированную проверку работ с применением технологий распознавания текстов и графики, протоколы тестирования, внешние отзывы на выполненные работы;

– числовые параметры электронного портфолио, например, сводные отчеты о выполненных работах, протоколы проверок на заимствования и плагиат, результаты фиксации продолжительности учебной деятельности и пр.;

– сообщения форумов, чатов, почты и пр.;

– результаты рефлексии в виде анкет самоанализа, данные анкетных опросов по содержанию, форме и качеству обучению и т.д.

При этом в состав электронного курса должны входить:

– банк эталонов биометрических характеристик для санкционированных пользователей, включая тьюторов курса;

– банк (база знаний) учебного теоретического контента;

– банк практических заданий (тестов, задач, лабораторных работ и пр.);

– банк критериев оценки степени сформированности профессиональных и универсальных компетенций.

Важным базовым ресурсом образовательного курса должны стать индивидуальные профили обучающихся. Каждый студент, характеризующийся собственной моделью личности обучаемого, является объектом управления в нейросетевой обучающей среде и должен получить собственную персонализированную траекторию обучения.

Очевидно, что практическая реализация комплексных нейросетевых систем подобного уровня является очень сложной задачей и может быть решена пока только на уровне отдельных подсистем.

В качестве программных сред и библиотек реализации компонентов NeuroSmart курса могут быть использованы разнообразные библиотеки и фреймворки машинного обучения, например, TensorFlow, Keras, PyTorch и др.

Практические аспекты реализации нейросетевых систем адаптивного тестирования с использованием библиотек Keras и PyTorch рассмотрены, например, в работе [11]. При этом дается следующее определение: «Адаптивное тестирование – это технология определения уровня знаний тестируемого, при которой каждый следующий вопрос автоматически выбирается на основе ответов на предыдущие вопросы».

В качества входных данных модели адаптивного тестирования при этом предлагается использовать такие данные как:

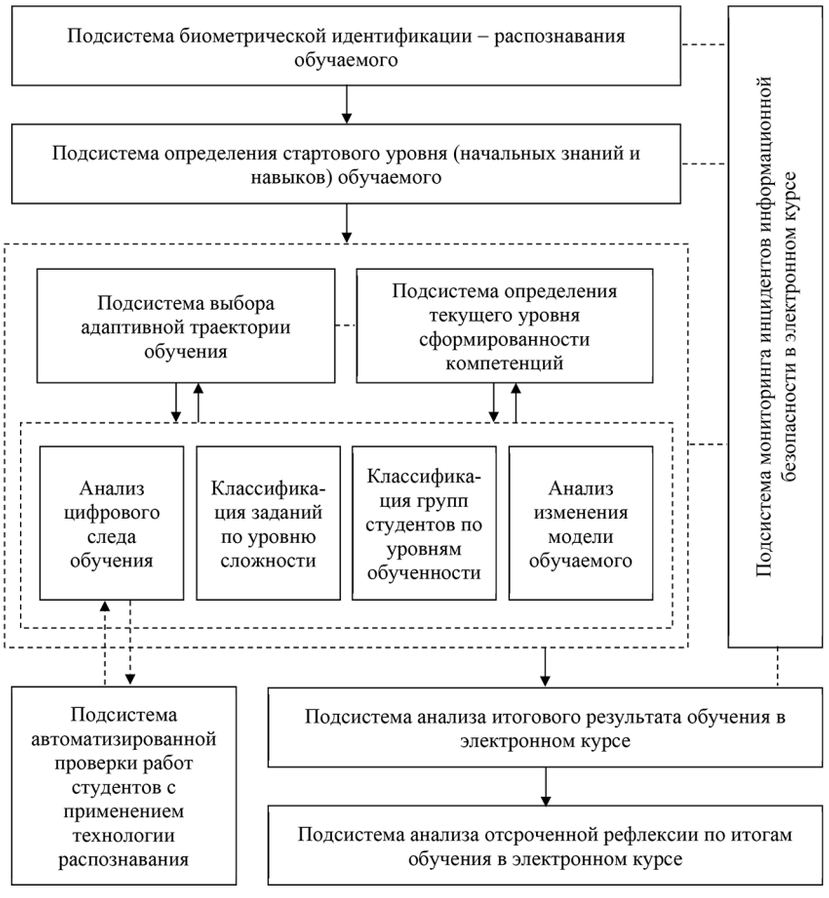

Рис. 1. Структурная схема обучающей NeuroSmart-среды
Fig. 1. Structural diagram of the NeuroSmart learning environment

– темы ранее заданных вопросов, их количество по каждой из тем, а также их сложность и наличие связи между темами;

– результаты оценки за тестовые вопросы с учетом тем и уровня сложности;

– время, затраченное на ответы и пр.

3. Результаты и обсуждение

С целью изучения возможностей и проблем применения нейросетевых моделей к задачам построения траекторий адаптивного обучения студентов, был построен модельный пример нейронной сети, иллюстрирующий возможность применения нейронной сети для выбора дальнейших узлов траектории на основе имеющихся данных о текущих параметрах обучаемых.

Для реализации нейронной сети использовалась библиотека глубокого обучения PyTorch. Также использовались модули библиотеки Pandas.

Структура нейронной сети содержит три слоя, число нейронов в скрытом слое варьировалось в процессе экспериментов от 20 до 50, функцией активации выбрана Sigmoid. В качестве оптимизатора для выполнения шагов градиентного спуска использовались три различных варианта:

– torch.optim.SGD (momentum=0.7) – алгоритм стохастического градиентного спуска с импульсом;

– torch.optim.Adam – алгоритм Адама;

– torch.optim.Rprop – устойчивый алгоритм обратного распространения.

При этом был подготовлен массив данных, используемый далее для обучения нейронной сети. Размерность тензора X_train обучающей выборки составила 10 столбцов, 1000 строк (наборов) данных. Данные были сгенерированы по зашумленному полиномиальному закону в числовом диапазоне от 0 до 100, имитируя числовую оценку выполненных ранее заданий (либо числовую характеристику модели личности обучаемого) по 100 балльной шкале.

Таким образом, каждая из 1000 строк входного тензора X_train содержит по 10 элементов, что может быть интерпретировано как числовые данные о цепочке пройденных ранее 10 узлов обучения (например, в виде баллов за тестовые вопросы) и/или как числовые характеристики личности обучаемого (например, оценки за текущий уровень сформированности различных профессиональных компетенций).

Выходной вектор Y_train обучающей пары (X_train, Y_train) также представлял собой тензор размерности 1000 x 10 (в свернутом виде – размерности 1000 x 1), что может быть интерпретировано как рекомендуемые следующие узлы электронного курса. В данном модельном примере тестовый вектор Y_train был предварительно рассчитан как функция некоторого условного полинома третьей степени от X_train, полученного автором ранее как линия тренда успеваемости студентов в одном из электронных курсов LMS Башкирского ГАУ.

Надо заметить, что подбор настоящего релевантного (не тестового) обучающего датасета (X_train, Y_train) в рамках формирования адаптивной образовательной траектории, в общем случае, представляет собой сложнейшую задачу с точки зрения необходимости научной обоснованности оптимальности предлагаемой траектории. На данный момент это является одним из слабых мест и сдерживающим фактором в более широком применении нейросетевых технологий при проектировании адаптивных образовательных ресурсов.

В нашем случае был использован тестовый датасет, который был разделен на тренировочные данные и на валидационное множество для тестирования модели. Как известно, в ходе обучения нейронная сеть выполняет настройку своих синаптических весов, в результате чего могут быть выявлены функциональные зависимости между входными и выходными данными и выполнено их обобщение. В случае успешного обучения нейронная сеть способна рассчитывать выходное прогнозное значение для входных данных, отсутствующих в обучающей выборке.

Для каждого из трех вариантов оптимизаторов было проведено компьютерное исследование устойчивости работы нейронной сети при варьировании следующих параметров:

– коэффициент скорости обучения от lr = 0.001 до lr = 0.01;

– количество нейронов в скрытом слое от 20 до 50;

– количество эпох обучения от 1000 до 5000.

Для параметра скорости обучения lr = 0.01 было получено, что в качестве оптимального количества эпох обучения для данного примера можно принять 2000 эпох, в рамках которых обеспечивается сходимость метода градиентного спуска для всех трех вариантов оптимизатора. При уменьшении скорости обучения до lr = 0.001 оптимизаторам вида SGD и Adam потребовалось более 5000 эпох обучения.

Результаты экспериментального исследования по изучению динамики улучшения функции потерь (loss) представлены на рис 2–4.

Как видим из рисунков 2 и 3, при параметре скорости обучения lr = 0.01 увеличение числа нейронов скрытого слоя с 20 до 50 увеличивает скорость метода градиентного спуска. Из рисунка 4 видим, что уменьшение параметра скорости обучения до lr = 0.001 значительно ухудшает качество работы оптимизаторов SGD и Adam.

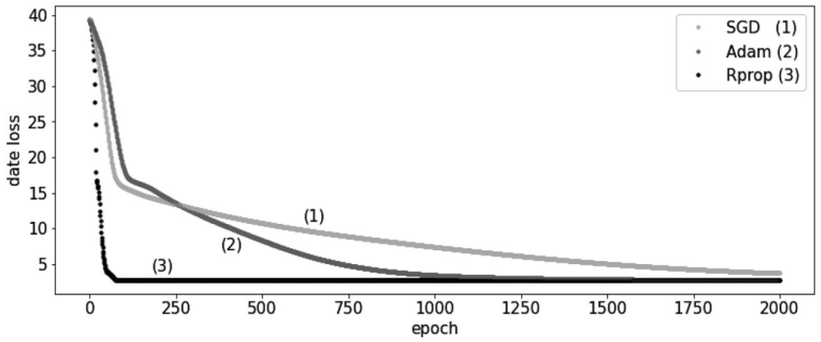

Рис. 2. График динамики изменения функции потерь при скорости обучения lr = 0.01, количестве нейронов скрытого слоя 20

Fig. 2. Graph of the dynamics of change in the loss function at a learning rate lr = 0.01, the number of neurons in the hidden layer is 20

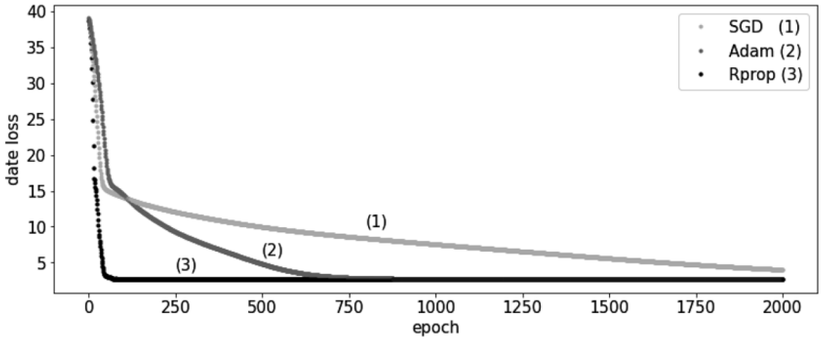

Рис. 3. Изменение функции потерь при скорости обучения lr = 0.01, количестве нейронов скрытого слоя 50

Fig. 3. Change in the loss function at the learning rate lr = 0.01, the number of neurons in the hidden layer is 50

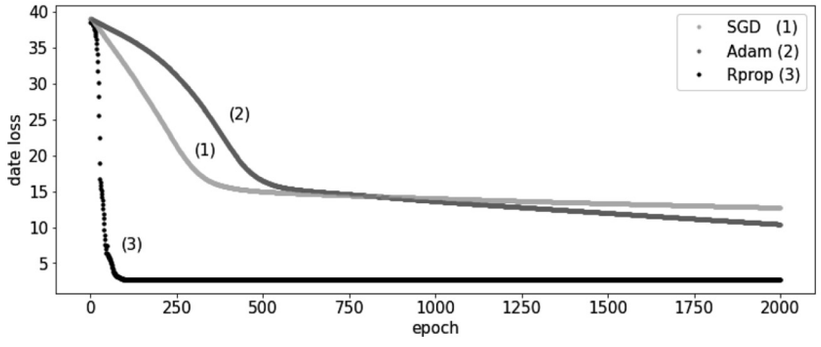

Рис. 4. Изменение функции потерь при скорости обучения lr = 0.001, количестве нейронов скрытого слоя 50

Fig. 4. Change in the loss function at the learning rate lr = 0.001, the number of neurons in the hidden layer is 50

Исходя из результатов численного исследования, можем сделать вывод об удовлетворяющем качестве построенной нейросетевой модели. Данное исследование показывает потенциальную возможность обучения нейронной сети выбору дальнейших узлов индивидуальной образовательной траектории на основе имеющихся данных о результатах уже пройденных узлов электронного курса.

Заключение

К перспективам применения нейронных сетей в образовательном процессе можно отнести разнообразные задачи в области распознавания, диагностики, классификации, кластеризации, прогнозирования, оптимизации и пр. Дальнейшее эволюционное развитие нейросетевых технологий может быть связано с их интеграцией в многокомпонентные «умные» Smart-системы, которые будут способны осуществлять сопровождение студента на всех этапах реализации его персональной образовательной траектории. Можно заметить, что практическая реализация подобных нейросетевых систем является очень сложной задачей и может быть решена в настоящее время только на уровне отдельных подсистем.

Можно выделить ряд следующих проблем, связанных с компьютерным моделированием адаптивных образовательных ресурсов на основе нейросетевых моделей:

– недостаточно изучен вопрос об оптимальной структуре моделей нейросети (размерности обучающей выборки данных, количестве нейронов и слоев в нейронной сети и т.д.);

– отсутствуют научно обоснованные критерии оптимальности траектории обучения в нейросетевом учебном курсе.

Тем не менее, надо заметить, что задача разработки новых инновационных форм и технологий персонализированного электронного обучения является очень востребованной, что делает моделирование на основе нейронных сетей особенно актуальным.

Литература

1. Козлова О.А., Протасова А.А. Использование нейронных сетей в дистанционных образовательных технологиях для идентификации обучающихся // Открытое образование. 2021. Т. 25. № 3. С. 26–35. DOI: 10.21686/1818-4243-2021-3-26-35.

2. Микрюков А.А., Бабаш А.В., Сизов В.А. Классификация событий в системах обеспечения информационной безопасности на основе нейросетевых технологий // Открытое образование. 2019. Т. 23. № 1. С. 57–63. DOI: 10.21686/1818-4243-2019-1-57-63.

3. Мицель А.А., Погуда А.А., Семенов К.А., Утешева А.Е. Методы тестирования знаний на основе применения аппарата нейронной сети // Открытое образование. 2013. № 2(97). С. 34–41. DOI: 10.21686/1818-4243-2013-2(97)-34-41.

4. Репкина Н.Г. Прогнозирование успешности образования студентов технических направлений подготовки с использованием искусственных нейронных сетей // Альманах мировой науки. 2016. № 5-1(8). С. 92–95.

5. Бесшапошников Н.О., Дьяченко М.С., Леонов А.Г., Матюшин М.А., Орловский А.Е. Использование машинного обучения и нейронных сетей для автоматической верификации заданий в текстовом и графическом представлении и помощи преподавателю // Успехи кибернетики. 2020. Т. 1. № 2. С. 39–45. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-2-4.

6. Касаткина Т.И. Математическое моделирование образовательного портала вуза на основе технологии нейронных сетей // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2021. Т. 9. № 4. DOI: 10.26102/2310-6018/2021.35.4.029.

7. Зарубина Н.К., Овчинкин О.В., Пыхтин А.И. Разведочный анализ результатов приема в вуз с применением нейронной сети Кохонена для планирования контингента студентов // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2016. Т. 14. № 6. С. 65–69.

8. Босов А.В. Применение самоорганизующихся нейронных сетей к процессу формирования индивидуальной траектории обучения // Информатика и ее применения. 2022. Т. 16. № 3. С. 7–15. DOI: 10.14357/19922264220302.

9. Okewu E., Adewole P., Misra S., Maskeliunas R., Damasevicius R. Artificial Neural Networks for Educational Data Mining in Higher Education: A Systematic Literature Review // Applied Artificial Intelligence. 2021. Т. 35. № 13. С. 983–1021. DOI: 10.1080/08839514.2021.1922847.

10. Fiore U. Neural Networks in the Educational Sector: Challenges and Opportunities // Balkan Region Conference on Engineering and Business Education. 2019. № 1. С. 332–337. DOI: 10.2478/cplbu-2020-0039.

11. Чумакова Е.В., Корнеев Д.Г., Гаспариан М.С. Разработка метода адаптивного тестирования на основе нейротехнологий // Открытое образование. 2022. Т. 26. № 2. С. 4–13. DOI: 10.21686/1818-4243-2022-2-4-13.

12. Бакунова О.М., Калитеня И.Л., Бакунов А.М., Палуйко А.Ф., Антонов Е.Д., Гречко И.С. Использование нейронных сетей в образовании // Web of Scholar. 2018. № 1(19). С. 8–10.

13. Микрюков А.А., Мазуров М.Е., Щукина Н.А., Рыленков Д.А. Актуальные вопросы формирования профессиональных компетенций в области сквозных цифровых технологий (нейротехнологии) // Инновации и инвестиции. 2020. № 11. С. 120–125.

14. Казаченок В.В. Применение нейронных сетей в обучении // Информатика и образование. 2020. № 2(311). С. 41–47. DOI: 10.32517/0234-0453-2020-35-2-41-47.

15. Luo Q., Yang J. The Artificial Intelligence and Neural Network in Teaching // Computational intelligence and neuroscience. 2022. DOI: 10.1155/2022/1778562.

References

1. Kozlova O.A., Protasova A.A. The use of neural networks in distance learning technologies for the identification of students. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2021; 25; 3: 26-35. DOI: 10.21686/1818-4243-2021-3-26-35. (In Russ.)

2. Mikryukov A.A., Babash A.V., Sizov V.A. Classification of events in information security systems based on neural network technologies. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2019; 23; 1: 57-63. DOI: 10.21686/1818-4243-2019-1-57-63. (In Russ.)

3. Mitsel' A.A., Poguda A.A., Semenov K.A., Utesheva A.Ye. Knowledge testing methods based on the use of the neural network apparatus. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2013; 2(97): 34-41. DOI: 10.21686/1818-4243-2013-2(97)-34-41. (In Russ.)

4. Repkina N.G. Forecasting the success of education of students of technical areas of training using artificial neural networks. Al'manakh mirovoy nauki = Almanac of world science. 2016; 5-1(8): 92-95. (In Russ.)

5. Besshaposhnikov N.O., D'yachenko M.S., Leonov A.G., Matyushin M.A., Orlovskiy A.E. Using machine learning and neural networks for automatic verification of tasks in textual and graphical representation and assistance to the teacher. Uspekhi kibernetiki = Advances in cybernetics. 2020; 1; 2: 39-45. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-2-4. (In Russ.)

6. Kasatkina T.I. Mathematical modeling of the educational portal of the university based on the technology of neural networks. Modelirovaniye, optimizatsiya i informatsionnyye tekhnologii = Modeling, optimization and information technologies. 2021; 9; 4. DOI: 10.26102/2310-6018/2021.35.4.029. (In Russ.)

7. Zarubina N.K., Ovchinkin O.V., Pykhtin A.I. Exploratory analysis of the results of university admissions using the Kohonen neural network for planning the contingent of students. Informatsionno-izmeritel'nyye i upravlyayushchiye sistemy = Information-measuring and control systems. 2016; 14; 6: 65-69. (In Russ.)

8. Bosov A.V. Application of self-organizing neural networks to the process of forming an individual learning trajectory. Informatika i yeye primeneniya = Informatics and its applications. 2022; 16; 3: 7-15. DOI: 10.14357/19922264220302. (In Russ.)

9. Okewu E., Adewole P., Misra S., Maskeliunas R., Damasevicius R. Artificial Neural Networks for Educational Data Mining in Higher Education: A Systematic Literature Review. Applied Artificial Intelligence. 2021; 35; 13: 983-1021. DOI: 10.1080/08839514.2021.1922847.

10. Fiore U. Neural Networks in the Educational Sector: Challenges and Opportunities. Balkan Region Conference on Engineering and Business Education. 2019; 1: 332-337. DOI: 10.2478/cplbu-2020-0039.

11. Chumakova Ye.V., Korneyev D.G., Gasparian M.S. Development of an adaptive testing method based on neurotechnologies. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2022; 26; 2: 4-13. DOI: 10.21686/1818-4243-2022-2-4-13. (In Russ.)

12. Bakunova O.M., Kalitenya I.L., Bakunov A.M., Paluyko A.F., Antonov Ye.D., Grechko I.S. The use of neural networks in education. Web of Scholar. 2018; 1(19): 8-10. (In Russ.)

13. Mikryukov A.A., Mazurov M.Ye., Shchukina N.A., Rylenkov D.A. Topical issues of the formation of professional competencies in the field of end-to-end digital technologies (neurotechnologies). Innovatsii i investitsii = Innovations and investments. 2020; 11: 120-125. (In Russ.)

14. Kazachenok V.V. Application of neural networks in education. Informatika i obrazovaniye = Informatics and education. 2020; 2(311): 41-47. DOI: 10.32517/0234-0453-2020-35-2-41-47. (In Russ.)

15. Luo Q., Yang J. The Artificial Intelligence and Neural Network in Teaching. Computational intelligence and neuroscience. 2022. DOI: 10.1155/2022/1778562.

Сведения об авторе

Татьяна Михайловна Шамсутдинова
К. ф.-м. н, доцент кафедры цифровых технологий и прикладной информатики,
Башкирский государственный аграрный университет, Уфа, Россия
Эл. почта: tsham@rambler.ru

Information about the author

Tatyana M. Shamsutdinova
Cand. Sci. (Physics and Mathematics), Associate Professor of the Department of Digital Technologies and Applied Informatics,
Bashkir State Agrarian University, Ufa, Russia
E-mail: tsham @rambler.ru