

## Исследовательское и машинное обучение: от сопоставления к конвергенции

### **Осипенко Л.Е.**

ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет» (ГАОУ ВО МГПУ), г.  
Москва, Российская Федерация  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7204-8340>, e-mail: [osipenkole@mgpu.ru](mailto:osipenkole@mgpu.ru)

### **Козицына Ю.В.**

ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет» (ГАОУ ВО МГПУ), г.  
Москва, Российская Федерация  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4803-3680>, e-mail: [kozitsynayuv@mgpu.ru](mailto:kozitsynayuv@mgpu.ru)

### **Коротков А.В.**

ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет» (ГАОУ ВО МГПУ), г.  
Москва, Российская Федерация  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6193-4630>, e-mail: [korotkov-505@mgpu.ru](mailto:korotkov-505@mgpu.ru)

Расширение возможностей человека новыми технологиями, способными повысить производительность труда, является все нарастающим трендом. Экспоненциальную скорость прогресса демонстрируют технологии искусственного интеллекта. Проанализированы уже существующие прикладные решения с применением машинного обучения в педагогике, показаны пути его экстраполяции на модель конвергенции исследовательского и машинного обучения. В качестве опорной идеи выступают общепринятые в научном сообществе представления о структуре обучения. Дополнение данного понятия возможностями количественного контент-анализа позволило уточнить сущность «машинного обучения», обосновать его место среди таких смежных семантических понятий, как «искусственный интеллект» и «нейронные сети». Использованный системный подход способствовал выявлению латентных связей между исследовательским и машинным обучением, среди которых важность многообразия структурированных и неструктурированных данных о субъектах и объектах исследовательского обучения, достоверность используемых источников данных. SWOT-анализ позволил обосновать целесообразность введения и дальнейшей разработки понятия «цифровой исследовательский профиль» как одного из возможных вариантов конвергенции человека и машины, а также обозначить перспективные направления развития традиционных педагогических систем на базе искусственного интеллекта.

**Ключевые слова:** цифровизация образования, цифровой исследовательский профиль, исследовательское обучение, искусственный интеллект, машинное обучение, нейронная сеть, глубокое обучение, конвергенция.

Осипенко Л.Е., Козицына Ю.В., Коротков А.В.  
Исследовательское и машинное обучение: от  
сопоставления к конвергенции  
Психолого-педагогические исследования. 2022.  
Том 14. № 4. С. 127–146.

Osipenko L.Ye., Kozitsyna Yu.V., Korotkov A.V. Research  
Training and Machine Learning: from Matching to  
Convergences  
Psychological-Educational Studies. 2022. Vol. 14, no. 4,  
pp. 127–146.

**Для цитаты:** Осипенко Л.Е., Козицына Ю.В., Коротков А.В. Исследовательское и машинное обучение: от сопоставления к конвергенции. 2022. Том 14. № 4. С. 127–146. DOI:10.17759/psyedu.2022140408

## **Research Training and Machine Learning: from Matching to Convergence**

***Lyudmila Ye. Osipenko***

Moscow City Teacher Training University, Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7204-8340>, e-mail: osipenkole@mgpu.ru

***Yulia V. Kozitsyna***

Moscow City Teacher Training University, Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4803-3680>, e-mail: kozitsynayuv@mgpu.ru

***Alexander V. Korotkov***

Moscow City Teacher Training University, Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6193-4630>, e-mail: korotkov-505@mgpu.ru

Empowerment of human capabilities with new technologies that can increase labor productivity is an ever-increasing trend. The exponential rate of progress is demonstrated by artificial intelligence technologies. Existing applied solutions with the use of machine learning in pedagogy are analyzed, ways of its extrapolation to the convergence model of research training and machine learning are shown. As a basic idea, there are ideas generally accepted in the scientific community about the structure of education. The addition of this concept with the possibilities of quantitative content analysis made it possible to clarify the essence of “machine learning”, to substantiate its place among such related semantic concepts as “artificial intelligence” and “neural networks”. The applied systematic approach contributed to the identification of latent links between research training and machine learning, including the importance of a variety of structured and unstructured data on the subjects and objects of research training, the reliability of the data sources used. The SWOT analysis made it possible to substantiate the expediency of introducing and further developing the concept of “digital research profile” as one of the possible options for the convergence of man and machine, as well as to identify promising areas for the development of traditional pedagogical systems based on artificial intelligence.

**Keywords:** education digitalization, digital research profile, research training, artificial intelligence, machine learning, neural network, deep learning, convergence.

**For citation:** Osipenko L.Ye., Kozitsyna Yu.V., Korotkov A.V. Research Training and Machine Learning: from Matching to Convergence. *Psikhologo-pedagogicheskie issledovaniya = Psychological-Educational Studies*, 2022. Vol. 14, no. 4, pp. 127–146.

DOI:10.17759/psyedu.2022140408 (In Russ.).

## Введение

Одним из стратегически важных направлений развития России являются проектирование, отбор и внедрение наиболее эффективных решений в области искусственного интеллекта (далее – ИИ). Его ресурсы уже активно используют Яндекс<sup>1</sup>, Baidu<sup>2</sup>, Google<sup>3</sup>. И хотя отзывы от такого рода технологических инициатив колеблются от уничижительных («звери острова ИИ», «электрические мозги», «быстрый, точный и глупый», «машины, ворующие мысли», «робот с тайными планами»...) до восторженных («заботливые машины», «они принесут больше пользы, чем вреда», «так мало времени – так много предстоит сделать»...) [2], все же опыт мировых поисковых гигантов весьма убедительно свидетельствует о том, что компьютер можно заставить учиться и использовать его ресурсы на благо человека.

В настоящее время в России различные направления исследований в сфере ИИ наиболее активно формируются на базе шести научно-образовательных организаций, среди которых МФТИ, ИТМО, Иннополис, НИУ ВШЭ, ИСП РАН и Сколтех. В 2022 году в Москве начал работу Национальный центр развития искусственного интеллекта.

Развитие российских технологических инноваций предполагает не только инфраструктурные изменения. Минобрнауки России также утвержден и внедрен в двадцати российских вузах модуль «Системы искусственного интеллекта». Ведется разработка программ высшего образования по ИИ и повышение квалификации преподавателей. С 2022 года модуль по основам ИИ внесен в общеобразовательную программу предмета «Информатика».

Все эти инициативы охватывают широкий спектр вопросов, которые обрел ИИ за свой достаточно долгий путь становления. Сегодня ИИ уже достиг определенной зрелости и активно развивается по нескольким направлениям. Одной из перспективных технологий ИИ является машинное обучение (далее – МО). Как отмечают эксперты [33], МО – чрезвычайно важная технология с огромным потенциалом для научных исследований и практической реализации различных направлений, в том числе педагогических.

В настоящее время в мировой практике уже создана прочная материальная база, на основе которой средствами МО решен ряд интересных прикладных задач, сложность которых варьируется от низкоуровневого обучения методом «проб и ошибок» до высокоуровневого совещательного планирования.

Диапазон подходов МО продолжает расширяться за счет его взаимодействия с другими научными направлениями. Однако, как отмечал в своем интервью ученый секретарь Совета при Президенте Российской Федерации по науке, технологиям и образованию М.В. Ковальчук, «пазлы “нарезаны” из целостной картины природы, но как их собрать заново, пока не знает никто. Есть только абрис, а рисунка нет... Мы достигли той стадии, когда

---

1 Яндекс Матрикснет [Электронный ресурс] // <https://yandex.ru/company/technologies/matrixnet/> (дата обращения: 11.09.2022).

2 Baidu Research Machine Learning and Deep Learning [Электронный ресурс] // [http://research.baidu.com/Research\\_Areas/index-view?id=60](http://research.baidu.com/Research_Areas/index-view?id=60) (дата обращения: 11.09.2022).

3 Google Official Blog Understanding searches better than ever before [Электронный ресурс] // <https://blog.google/products/search/search-language-understanding-bert/> (дата обращения: 11.09.2022).

дальнейшее развитие науки, образования возможно только на конвергенции наук и технологий» [9].

Считаем, что одним из перспективных направлений такого рода взаимопроникновения могут выступать исследовательское и машинное обучение. Несмотря на достаточно высокую меру изученности обоих феноменов, остаются актуальными задачи как дальнейшего выявления их существенных свойств, так и формулирования методологических оснований процесса их сближения, что, в свою очередь, ведет к появлению новых понятий в системе педагогических знаний, их оформлению в концептуально-понятийной системе.

Следуя традициям отечественной педагогики и достоверным научным фактам, нами сделана попытка расширить пределы сложившихся педагогических подходов. Системное представление столь разноплановых понятий, как исследовательское и машинное обучение, потребовало не только анализа широкой панорамы исследований понятия «обучения», отраженного в разных научных традициях, но и разработки общей методологической базы процесса конвергенции исследовательского и машинного обучения. Такая постановка задачи определила следующую структуру статьи.

В первых двух частях рассмотрены исследовательское и машинное обучение как самостоятельные феномены. В третьей части результаты сопоставления критически осмыслены через SWOT-анализ. Такого рода ретроспективный взгляд обеспечил возможность конкретизации потенциально возможных направлений конвергенции исследовательского и машинного обучения.

Важно подчеркнуть обоснованность и эффективность использования нами системного подхода, среди основных принципов которого выделяют: множественность, структурное единство и целостность [10; 15; 27; 28]. Именно системный подход дал возможность рассмотреть общность компонентов исследовательского и машинного обучения, визуализировать их связи и отношения. Множественность обеспечила анализ компонентов исследовательского и машинного обучения через различные модели, а принцип структурного единства позволил рассмотреть каждый компонент системы как часть организационной структуры, без отрыва от особенностей и специфики остальных компонентов.

Чтобы не затенять простоту и потенциальную общность основных идей, нами намеренно опущены важные, на первый взгляд, технические и математические аспекты МО. Хотя в ряде случаев логика статьи все же требовала отсылок к некоторым формализациям, мы стремились минимизировать математические выкладки. А те, что и приводятся в статье, даны отнюдь не в строгом формате «теорема-доказательство».

Итак, интеграцию ИО и МО вполне логично начать с рассмотрения более крупного, родового по отношению к обоим понятиям – обучения, которое мы примем за исходную «единицу» нашей системы.

В категории «обучение» выделяются различные составляющие. Основными компонентами обучения мы будем считать следующие: мотивационный, целевой, содержательный, технологический, контрольно-оценочный. Они будут выступать генетическим ядром разработанной нами системы (рис. 1).



Рис. 1. Структурная схема, отражающая состав системы «исследовательское – машинное обучение»

Чтобы сохранить точность, смысловую наполненность дальнейших действий, поддерживающих чистоту анализируемых нами больших информационных потоков, кратко охарактеризуем используемый рабочий тезаурус.

Мотивация в педагогической литературе трактуется как совокупность мотивов, побуждающих личность к деятельности, приводящей к определенному результату. Считаем, что мотивации в обучении принадлежит очень важная роль, поскольку ее потеря незамедлительно влечет за собой падение уровня и качества образовательных результатов.

Предваряя анализ целевого компонента обучения, считаем необходимым отметить, что мы разделяем трактовку «цели» как «мысленного представления о результате деятельности, направленной на изменение существующего...» [22].

Содержательный компонент обучения включает совокупность методов, средств и форм преобразовательной деятельности, позволяющих обучающимся эффективно усваивать учебный материал, а также приобретать практические умения и навыки. Как правило, содержание обучения определяется в том числе и будущими профессиональными запросами обучающегося. Понимание специфики будущей карьеры не только позитивно влияет на мотивацию, но при соответствующей педагогической и технологической поддержке определяет содержание обучения.

Оно во многом формирует выбор педагогом технологий обучения как совокупности определенных приемов, методов и форм, обеспечивающих его результат, а также отбор оптимальных средств обучения, в роли которых выступают как реальные предметы, так и фактические действия человека.

Контрольно-оценочный компонент обучения является своего рода проверочной точкой качества проделанной работы, в которой содержание и технологии синтезируются в конкретный результат, обусловленный поставленными целями.

## Часть 1. Исследовательское обучение

Следуя приведенному выше ходу рассуждений, на примере исследовательского обучения студентов конкретизируем сущность его основных структурных компонентов. Обработка данного блока информации проводилась нами с использованием методов анализа и индукции в контексте раскрытия логики рисунка 1.

Для преподавателя, который хотя бы один раз был руководителем научно-исследовательской работы студента (далее – НИРС), проблема поддержки мотивации не является надуманной. Она связана с рядом факторов.

Во-первых, отсутствие мотивации негативно отражается на результатах исследовательской деятельности, что влечет проблемы с успеваемостью – в частности и в целом, общим падением мотивации к обучению.

Во-вторых, ситуации неуспеха, с которыми сталкиваются студенты в процессе исследовательского обучения, также играют разную роль, не всегда мотивирующую.

В-третьих, проблемы, связанные со взаимодействием студента с научным руководителем, что также негативно отражается на эффективности исследовательской деятельности студента.

Вполне закономерно встает вопрос поиска путей снижения этих проблем, в том числе с использованием цифровых технологий.

Переходя к анализу цели исследовательского обучения студентов, следует отметить, что знания приобретаются человеком в процессе различных видов деятельности, однако только в науке новые знания являются определяющими целью. При этом ученые стремятся исключить из результата своей деятельности все субъективное. «В научном исследовании ведущей является ценность истины, которая заслуживает уважения в силу того, что она истина, а не в силу достоинств того, кто ее высказывает» [15, с. 106].

Однако кроме получения объективно нового знания [16] важная цель исследовательского обучения студентов состоит в освоении ими методологии исследовательского поиска. Как отмечает И.А. Зимняя, «соотносясь с общей целью образования – развитием личности обучающегося, – исследовательская деятельность реализует интеллектуальный рост и собственно личностное развитие человека» [6].

Следует отметить, что целеполагание исследовательского обучения – задача отнюдь не простая. Это обусловлено рядом объективных и субъективных факторов. Например, вчерашний школьник, который только сел за студенческую скамью, еще не обладает достаточными компетенциями для самоорганизации и планирования собственного времени. Также и преподаватель, который еще не знаком со студентами, тратит определенное количество времени на изучение личностных особенностей каждого.

Кроме этого, преподаватели вузов стремятся к развитию своей научной школы, поэтому предлагаемые ими темы исследований, как правило, являются основными постулатами близкой им сферы научных интересов, что не всегда сопрягается с познавательными интересами студента.

Цель научного поиска определяет содержание исследовательского обучения. Этапы научного поиска известны еще со времен Г. Галилея, который выделял их в следующей последовательности: чувственный опыт, поиск аксиомы, рабочей гипотезы, объясняющей

закономерности этой частной группы, математическое развитие рабочей гипотезы на нахождение логических следствий из нее, эксперимент – опытная проверка теоретических выводов.

В современной литературе диапазон взглядов ученых на степень детализации и последовательность этапов научно-исследовательской деятельности значительно расширен. Однако, вслед за [10; 15; 19; 27; 28], в качестве основы методологии исследовательского поиска мы примем следующую логическую цепочку: Данные → Проблема → Гипотеза → Модель → Эксперимент.

Традиционно источником данных исследовательского обучения выступают теоретические законы, проверенные практикой, монографии, статьи в научных сборниках и журналах, результаты ранее проведенных исследований. Все они «...являются отражением закономерных связей объективного мира и ...служат своеобразными рецептами для решения определенного класса задач» [21, с. 17]. Исследовательское обучение студентов включает не только учебную информацию, но и комплекс проблемных задач, в процессе решения которых у студентов формируются различные исследовательские компетенции.

К формам организации исследовательской деятельности студента также относят курсовые, выпускные квалификационные работы [15].

Исследовательское обучение студентов предполагает широкий спектр методов, ориентированных на достижение основной цели [24, с. 13]. Наиболее распространенными методами исследовательского обучения считают анализ, индукцию, дедукцию, исторический, графический методы и др. [24, с. 18].

В современных реалиях следует особо подчеркнуть важность цифровых средств исследовательской деятельности студентов. Они позволяют работать с электронными учебными комплексами, базами данных, библиотеками, иным учебным и справочным контентом на цифровых платформах, проводить онлайн-конференции и т.д.

К цифровым средствам исследовательского обучения также следует отнести текстовые процессоры, графические редакторы, системы управления базами данных, браузеры, а также электронные информационные ресурсы, содержащие учебный и справочный материал.

В настоящее время исследовательское обучение имеет много открытых ресурсов для сетевого поиска и использования больших объемов данных. Безусловно, широта поиска информации обеспечивает возможность работы с обширной базой источников. Однако сетевой поиск имеет определенные риски, связанные с достоверностью источников данных [11]. Проверка актуальности используемых в ходе исследования данных – важнейшая часть работы, от которой напрямую зависит ее результативность.

Пути повышения качества и эффективности исследовательской деятельности студента определяются результатами контроля и оценки. Существуют различные типологизации контроля исследовательской деятельности студентов: по периодичности (текущий, периодический и итоговый), в зависимости от субъекта контроля (внешний, взаимный, самоконтроль), по способу проведения (устный, письменный) и др. [5].

Несмотря на устоявшуюся практику оценивания результатов ИД, она может быть оптимизирована с помощью цифровых технологий.

Таким образом, исследовательское обучение имеет как ряд сильных сторон, так и

актуальных проблем. К потенциальным возможностям ИО можно отнести более глубокое изучение и развитие исследовательского потенциала студента, в том числе ресурсами сети.

Есть основания полагать, что ряд личностных, содержательных проблем исследовательского обучения могут быть нивелированы с помощью машинного обучения.

## Часть 2. Машинное обучение

В той же логике, обозначенной на рис. 1, раскроем наиболее важные компоненты машинного обучения.

Для педагогики – это новая область знаний, поэтому ее тезаурус находится в стадии становления. В настоящее время существует множество трактовок понятия «машинное обучение» (англ. machine learning). Наиболее общее определение машинного обучения звучит как «наука о том, как научить машину самостоятельно решать задачи» [12, с. 21-22].

А. Бурков уточняет, что МО – это «...теория и практика создания машин, способных выполнять различные полезные действия без явного программирования» [3, с. 15]. При этом, как уточняет Д. Самптер, «базис будут составлять 10 уравнений, которые инженеры используют совместно и творчески» [20, с. 227].

П. Флах считает, что «под “машинным” следует понимать систематическое обучение алгоритмов и систем, в результате которого их знания или качество работы возрастают по мере накопления опыта» [23, с. 16].

Х. Бринк, Д. Ричардс, М. Феверолф указывают, что «...способность обобщать, применяя полученные в процессе тренировок знания к новым, ранее не встречавшимся образцам, является ключевой характеристикой... машинного обучения» [1, с. 26].

По мнению академика А.П. Кулешова [13, с. 8], «...надо научить компьютер самому строить алгоритмы из некоего их первоначального набора, обучаясь на исходных данных».

Н. Шакла утверждает, что «машинное обучение может решать класс задач, для которых соответствие входа и выхода недостаточно хорошо определено. В машинном обучении используется программное обеспечение, которое обучается на основе ранее полученного опыта» [25, с. 24].

Согласно С. Рашка, «...методология машинного обучения предлагает вычленения знаний из данных через постепенное улучшение работоспособности прогнозных моделей и принятие решений, управляемых данными» [18, с. 25]. Обобщение авторских трактовок понятия «машинное обучение» приведено в табл. 1.

Таблица 1

### Обобщение авторских трактовок понятия «машинное обучение»

№	Автор	Авторская трактовка «машинного обучения»	Ключевые слова
1.	Хенрик Бринк, Джозеф Ричард,	...способность обобщать, применяя полученные в процессе тренировок знания к новым, ранее не встречавшимся образцам [1].	Обобщать, тренировки, знания, новые образцы.



	Марк Феверолф		
2.	А.П. Кулешов, В.В. Вьюгин	...надо научить компьютер самому строить алгоритмы из некоего их первоначального набора, обучаясь на исходных данных [13].	Алгоритмы, первоначальный набор, исходные данные.
3.	Флах Петер	...систематическое обучение алгоритмов и систем, в результате которого их знания или качество работы возрастают по мере накопления опыта [23].	Алгоритмы, системы, знания, опыт.
4.	Рашка Себастьян	...методология машинного обучения предлагает вычленения знаний из данных... через постепенное улучшение работоспособности прогнозных моделей и принятие решений, управляемых данными [18].	Знания, данные, прогнозные модели.
5.	А. Бурков	...теория и практика создания машин, способных выполнять различные полезные действия без явного программирования [3].	Без программирования.
6.	Шакла Нишант	...решение класса задач, для которых соответствие входа и выхода недостаточно хорошо определено. В машинном обучении используется программное обеспечение, которое обучается на основе ранее полученного опыта [25].	Недетерминированность данных, программное обеспечение, ранее полученный опыт.
7.	Коэльо Луис, Ричарт Вилли	...наука о том, как научить машину самостоятельно решать задачи. Цель машинного обучения – научить машину (точнее, программу) решать задачу, предъявив ей несколько примеров (с правильными и неправильными решениями) [12].	Самостоятельное решение задачи, программа, правильные и неправильные примеры.
8.	Шарден Бастиан, Массарон Лука, Боскетти Альберто	...основываясь на существующем подмножестве данных (тренировочном наборе), с максимально возможной точностью поиск функции для предсказания исходов подмножества ранее не наблюдавшихся данных (тестового набора) [26].	Тренировочный набор данных, максимальная точность, функция предсказания, тестовый набор, данные.

Столь существенные различия в формулировках МО потребовали их обобщения и глубокого анализа. Для этого нами был использован один из наиболее наглядных статистических методов – частотный анализ. Он позволил по ключевым словам выявить наиболее значимые смысловые единицы содержания понятия «машинное обучение», проранжировать их, тем самым обоснованно сформулировать авторское определение и совокупность смежных понятий. Результаты частотного анализа понятия МО приведены в

табл. 2.

Таблица 2

**Результаты частотного анализа наиболее значимых характеристик понятия  
«машинное обучение»**

№	Ключевые слова в авторских трактовках понятия «машинное обучение»	Частотность (по убыванию)
1.	Данные, исходные данные, первоначальный набор	4
2.	Тренировки, правильные и неправильные примеры, тренировочный набор данных, тестовый набор	4
3.	Знания	3
4.	Алгоритмы	3
5.	Опыт, ранее полученный опыт	2
6.	Функция предсказания, прогнозные модели	2
7.	Программа, программное обеспечение	2
8.	Без программирования, самостоятельное решение задачи	2
9.	Максимальная точность	1
10.	Системы	1
11.	Обобщать	1
12.	Новые образцы	1
13.	Недетерминированность данных	1

Анализ источников [1; 3; 12; 13; 18; 23; 25; 26] позволил выделить 13 ключевых понятий. Они в совокупности с математическими выкладками частотного анализа позволяют нам трактовать «машинное обучение» как методы, используемые в интеллектуальных автоматизированных системах, при которых алгоритмы решают задачу, тренируясь, «усваивая» большие массивы данных, полученных при решении схожих задач-образцов.

Результаты данного исследования позволили также определить место машинного обучения в совокупности с иными смежными понятиями (рис. 2).

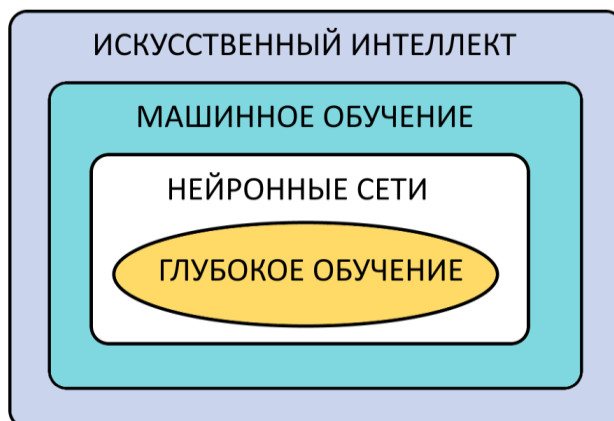


Рис. 2. Место машинного обучения в системе смежных понятий

Так, МО представляет собой набор методов ИИ, при которых решение поставленной задачи производится опосредованно, согласно множеству решений подобных задач. Задачи МО предполагают использование разнообразных математических моделей, в числе которых есть и нейронные сети.

Возвращаясь к рис. 1, в такой же логике рассмотрим МО. В нем мотивационный компонент как таковой отсутствует, что, несомненно, является его огромным преимуществом – машину не нужно стимулировать. Так, в своей статье «Они принесут больше пользы, чем вреда» М. Пейгл – преподаватель эволюционной биологии Университета Рединга (Великобритания) [2, с. 165-166] отмечает, что машины делают определенные вещи с удовольствием, не ожидая вознаграждения. Например, «машины хорошо справляются с долгой монотонной работой. При этом они не засыпают и не психуют. Машины хорошо собирают информацию, анализируют данные на предмет обнаружения паттернов и тенденций. У машин реакция быстрее, чем у людей. Поскольку машины по природе своей скорее подвижники, чем эгоисты, их проще научить сотрудничеству, не боясь, что некоторые из них воспользуются в своих интересах доброй волей других машин».

Эти свойства естественным образом определили целевой компонент МО. В широком смысле цель машинного обучения следует понимать как автоматизацию решения задач, охватывающих обширный спектр человеческой деятельности [35]. Это и компьютерное зрение – идентификация образов: от печатного текста до сложных изображений и видео. Распознавание речи посредством преобразования голосовыми помощниками человеческой речи в текст, доступный для машинной обработки.

МО может осуществлять и ранжирование информации в сетевом информационном потоке. При этом поисковые системы выстраивают градиацию неструктурированной информации в зависимости от релевантности.

Все эти возможности МО уже используются в педагогике. Так, в августе 2022 г. на международном форуме была впервые представлена российская педагогическая разработка применения машинного обучения, созданная на Рязанском радиозаводе госкорпорацией «Ростех» с привлечением специалистов Рязанского государственного медицинского университета.

Интеллектуальное место работы с учебной информацией (ИМРУИ) представляет собой программно-аппаратный комплекс, включающий мониторы, оснащенные камерами, с элементами искусственного интеллекта. В результате первичного тестирования ИМРУИ посредством машинного обучения «запоминает» облик учащегося. Впоследствии устройство распознает мимику учеников и делает выводы об их эмоциональном состоянии и качестве усвоения материала. Задача ИМРУИ – предоставлять преподавателю рекомендации по формированию индивидуальной обучающей траектории для каждого учащегося и внесению корректив в учебный материал [29].

МО широко используется в процедуре прокторинга при проведении онлайн-экзаменов, построении индивидуальных траекторий обучения на основании данных об успеваемости, результатов тестов и опросов и др. [33].

Как отмечает известный американский физик, космолог, директор по научным исследованиям Института основополагающих вопросов Массачусетского технологического института Макс Тегмарк, многие системы машинного обучения «запрограммированы таким образом, чтобы иметь цели и максимально эффективно их достигать» [2, с. 64]. Например, цель МО может состоять в обучении программы решению задачи, предъявив ей несколько примеров с правильными и неправильными решениями [12, с. 22]. Иными словами, основываясь на существующем подмножестве данных (тренировочном наборе), программа должна с максимально возможной точностью найти функцию для предсказания исходов подмножества ранее не наблюдавшихся данных (тестового набора) [26, с. 11].

Разделяя мнение экспертов [17; 33], считаем, что использование машинного обучения в образовательных целях будет только расширяться. В перспективе оно будет включать и систему слежения, мониторинга его эмоционального состояния (учебный прокторинг) и, учитывая склонности обучающегося, составление различных вариантов индивидуального плана, уже на ранних ступенях обучения помощь с профориентацией и др. [17, с. 241-250].

Содержание машинного обучения или ответ на вопрос «Чему учить машину?» имеет сугубо технический характер и представляет собой конвертацию входящих больших объемов данных в машиночитаемый формат цифровых изображений, текстов, структурированных баз данных и т.д. В машинном обучении знания, умения обучаемой системе могут передаваться как «событие – решение». Это так называемое «обучение с учителем» (supervised learning), когда для каждого события учитель указывает правильное решение, создавая таким образом набор образцов.

Существует обучение без учителя (unsupervised learning) – нейросеть выполняет задачу без участия человека, спонтанно пытаясь найти решение на основании существующих описаний объектов.

Еще одна специфическая форма МО – это обучение машины непосредственно самой или так называемое «обучение с подкреплением» или reinforcement learning. Обучение происходит во взаимодействии со средой, отклик которой на принятые решения интерпретируется как сигнал подкрепления.

По форме машинное обучение можно разделить на индуктивное и дедуктивное. Индуктивное – это обучение по прецедентам, при котором закономерности в данных выявляются эмпирически. Дедуктивное – создание компьютерного алгоритма на основании формализованных знаний экспертов. В современной литературе «машинное обучение», как

правило, используется как синоним «обучения по прецедентам», тогда как «дедуктивное обучение» относят к сфере экспертных систем.

Машинное обучение имеет свои специфические методы. Среди наиболее распространенных следует отметить методы классификации, регрессии, кластеризации, снижения размерности и выдачи рекомендаций [4].

Технологической базой для применения методов машинного обучения, как отмечалось на рис. 2, являются нейронные сети. Они представляют собой программную реализацию системы взаимодействующих между собой простых процессоров, принимающих и отправляющих друг другу сигналы. Несмотря на простоту самих процессоров и сигналов, обрабатываемых каждым, при объединении в крупную сеть они способны выполнять сложные задачи. Ключевым свойством нейронной сети является ее обучение вместо программирования в случае алгоритма.

Существует множество программных пакетов, реализующих средства машинного обучения в нейронных сетях, как свободно распространяемых, так и проприетарных. Наиболее популярные из них с открытым исходным кодом. Например, TensorFlow [32] – программная библиотека для построения и тренировки нейронной сети с целью поиска и классификации образов. Интерфейс для работы с библиотекой реализован на языке программирования Python. Другой представитель OpenNN [31] – библиотека на языке программирования C++, реализующая нейронные сети для исследований в области глубокого обучения. Еще одна открытая библиотека средств машинного обучения от Microsoft, написанная на языках программирования C# и F#, ML.NET [30].

Все эти и иные программные пакеты могут использоваться для создания нейронных сетей собственных конфигураций, их обучения и оценки результативности их работы.

Заключительный контрольно-оценочный компонент МО несет важную функцию, так как ошибки свойственны практически любой системе МО. Набор критериев оценки или метрик МО специфичен для каждой задачи. Их отбор и анализ осуществляет специально подготовленный дата-сайентист (англ. data scientist – «ученый по данным»).

Таким образом, МО характеризуется рядом сильных сторон и перспективных возможностей. Адаптивность как свойство, заложенное в самой архитектуре МО, позволяет ему гибко изменять исходный результат в зависимости от поставленной задачи и входящих данных. Возможность обучения систем МО как с учителем, так и без него обеспечивает его автономность. Разнообразие сфер применения МО делает его универсальным для решения широкого спектра задач, в том числе научно-педагогических.

### **Часть 3. Пути конвергенции ИО и МО**

Полученные результаты позволяют выполнить SWOT-анализ [34] (от аббревиатуры: Strengths (сильные стороны), Weaknesses (слабые стороны), Opportunities (возможности), Threats (угрозы)) ИО, дополненного потенциальными возможностями МО, и обосновать потенциальные пути их конвергенции. Обобщенно они представлены на рис. 3.

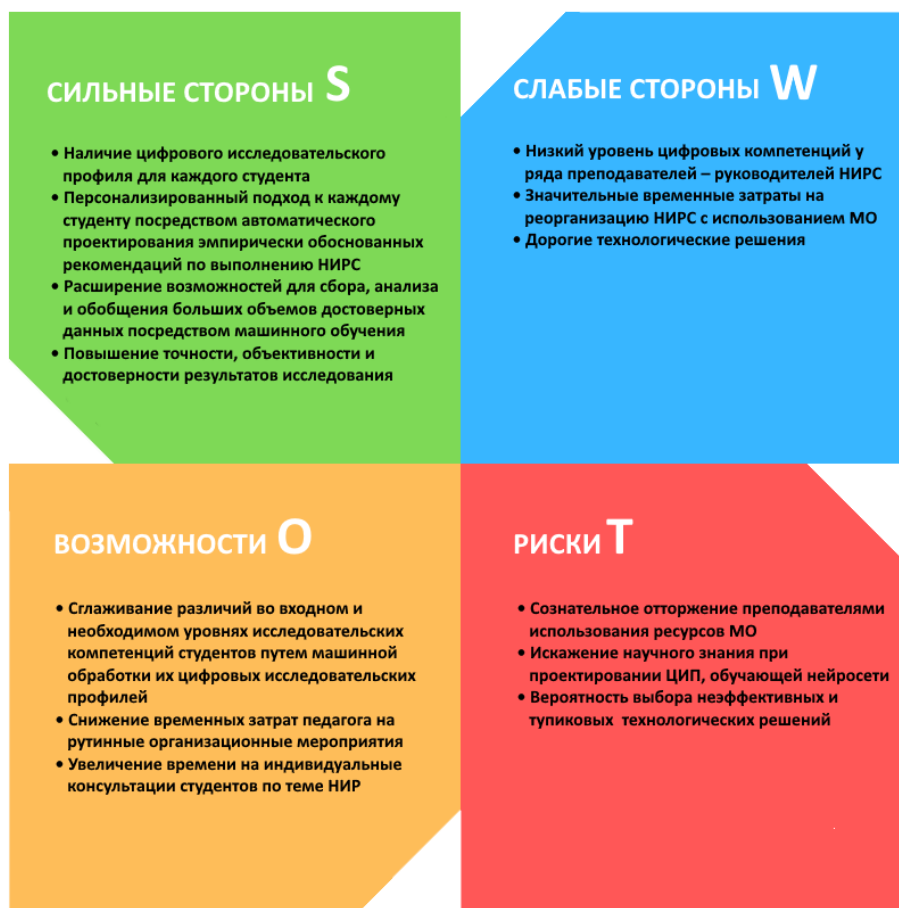


Рис. 3. SWOT-анализ потенциальных возможностей конвергенции ИО и МО

Операционно-технологический компонент выступает наибольшим бенефициаром интеграции ИО и МО. Очевидное преимущество информационных систем на основе МО состоит в способности к обработке больших объемов данных, недоступной для человека. Автоматизированный поиск и систематизация данных в сети в состоянии повысить точность и объективность исследования в ИО.

Трудоемкость экспериментального подтверждения исследовательской гипотезы также может решаться посредством систем с МО. Системы компьютерного моделирования хорошо подходят для достоверного подтверждения гипотезы исследования.

Традиционно ИО уступает по временным затратам репродуктивному обучению. МО способно сократить временные затраты на сбор и анализ данных и предоставить их в обработанном, классифицированном виде, пригодном для дальнейшего применения в исследовании, подтверждения гипотезы, а также сократить затраты времени педагога на рутинные организационные мероприятия по исследовательской деятельности студентов. Тем самым увеличивается время для получения обучающимися индивидуальных консультаций.

Препятствием для успешного исследовательского обучения будет возможное отсутствие

необходимых компетенций у студента для оценки и верификации источников данных. Средствами программного обеспечения машинного обучения становится возможным верифицировать источники информации, собирая данные для исследовательской работы лишь из достоверных.

Одной из угроз, присутствующих в ИО, является вероятность невыполнения исследовательской работы из-за субъективно сложной или неинтересной учащемуся темы. В случае пропуска занятий по определенным темам, равно как и при недостаточном их усвоении учебная программа при помощи элементов машинного обучения на основе данных о посещаемости, успеваемости может быть персонально скорректирована для разных учеников [19].

В результате либо студенту могут быть предложены мини-курсы для закрепления субъективно сложного материала, либо выбор темы исследовательской работы смещен в направлении известных интересов на основании его цифрового профиля. Такая индивидуализация способна положительно повлиять на мотивационный компонент обучения.

Низкий входной уровень исследовательских компетенций студента является еще одной проблемной сферой в ИО. МО также на основе анализа цифрового профиля учащегося может предупредить преподавателя с тем, чтобы могли быть приняты меры, например, выбрана тема исследовательской работы, которая более тесно сопрягается с познавательными интересами студента.

МО способно в процессе ИО нивелировать субъективные предпочтения в выборе наиболее продуктивных исследовательских гипотез, снижая вероятность выбора непродуктивных. Успешное решение методами МО задач классификации, кластеризации и выдачи рекомендаций непосредственно позволяет сократить число неэффективных и тупиковых вариантов. Таким образом, путь к достижению цели исследования оптимизируется с большей вероятностью достижения поставленной цели.

## Заключение

Резюмируя сказанное выше, считаем необходимым еще раз отметить, что МО является нарастающим трендом, который получает все более широкое признание в среде научно-педагогической общественности. Этот факт связан с возможностью МО решать обширный спектр организационных, содержательных и технологических проблем, сложившихся за достаточно долгую историю становления исследовательского обучения студентов. Такие важные особенности МО, как адаптивность, автономность и универсальность, позволяют обеспечить персонализированный подход к каждому студенту посредством автоматического проектирования эмпирически обоснованных рекомендаций, базирующихся на учете психофизиологических особенностей и личностных предпочтений каждого обучающегося по выбору темы исследования, автоматически подстраиваться под изменяющиеся запросы обучающегося, связанные со сложностями в течение работы над исследованием. В перспективе конвергенция и более глубокая интеграция ресурсов ИО и МО могут быть реализованы при проектировании цифрового исследовательского профиля студента [14], что позволит создавать более индивидуальные траектории обучения, эффективно нивелируя трудоемкость ИО, существенные временные затраты на организацию рутинных процессов

Осипенко Л.Е., Козицына Ю.В., Коротков А.В.  
Исследовательское и машинное обучение: от  
сопоставления к конвергенции  
Психолого-педагогические исследования. 2022.  
Том 14. № 4. С. 127–146.

Osipenko L.Ye., Kozitsyna Yu.V., Korotkov A.V. Research  
Training and Machine Learning: from Matching to  
Convergences  
Psychological-Educational Studies. 2022. Vol. 14, no. 4,  
pp. 127–146.

[11].

## Литература

1. Бринк Х., Ричардс Д., Феверолф М. Машинное обучение. СПб., 2017. 336 с.
2. Брокман Д. Что мы думаем о машинах, которые думают: Ведущие мировые ученые об искусственном интеллекте. М.: Альпина, 2017. 548 с.
3. Бурков А. Машинное обучение без лишних слов. СПб., 2020. 192 с.
4. Душкин Р.В. Искусственный интеллект. М.: ДМК Пресс, 2019. 280 с.
5. Евграфов И.Е., Шамгуллина Г.Р., Боровик С.Г. Роль и значение педагогического контроля в управлении образовательным процессом // Проблемы современного педагогического образования. 2019. № 64-1. С. 102–105.
6. Зимняя И.А. Исследовательская работа как специфический вид человеческой деятельности / И.А. Зимняя, Е.А. Шашенкова; М-во образования Рос. Федерации. Удмурт. гос. ун-т. Межвуз. каф. новых обучающихся технологий по иностр. яз., Исслед. центр проблем качества подготовки специалистов. Сектор «Гуманизация образования». Ижевск; М., 2001. 103 с.
7. Зотов А.Ф. Э. Мейерсон о структуре научного знания и закономерностях его развития. // Концепции науки в буржуазной философии и социологии: Вторая половина XIX–XX в. 249 с.
8. Ипполитова Н.В., Стерхова Н.С. Виды и формы организации исследовательской деятельности студентов педвуза // Вестник Шадринского государственного педагогического университета. 2015. № 1(25). С. 41–49.
9. Ковальчук М.В. От синтеза в науке – к конвергенции в образовании. Интервью М.В. Ковальчука // Труды МФТИ. 2011. № 4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/ot-sinteza-v-nauke-k-konvergentsii-v-obrazovanii-intervyu-m-v-kovalchuka> (дата обращения: 25.10.2022).
10. Копнин П.В. Логические основы науки. Киев: Наукова думка, 1968. 282 с.
11. Коротков А.В. Определение достоверности и авторитетности управленческой информации в интернете [Электронный ресурс] // Известия института педагогики и психологии образования. URL: <http://izvestia-ippo.ru/a-v-korotkov-opredelenie-dostovernos/> (дата обращения: 03.10.2022).
12. Коэлью Л., Ричарт В. Построение систем машинного обучения на языке Python. М., 2016. 302 с.
13. Кулешов А.П., Вьюгин В.В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования. М., 2014. 304 с.
14. Осипенко Л.Е., Козицына Ю.В., Коротков А.В. Цифровой профиль школьника: потенциальные возможности и безопасность цифровой социализации // Общество: социология, психология, педагогика. 2022. № 8. С. 158–163. DOI:10.24158/spp.2022.8.23
15. Пейдж С. Модельное мышление. Как анализировать сложные явления с помощью математических моделей / С. Пейдж; пер. с англ. Н. Яцюк; науч. ред. И. Красиков, А.



Осипенко Л.Е., Козицына Ю.В., Коротков А.В.  
Исследовательское и машинное обучение: от сопоставления к конвергенции  
Психолого-педагогические исследования. 2022.  
Том 14. № 4. С. 127–146.

Osipenko L.Ye., Kozitsyna Yu.V., Korotkov A.V. Research  
Training and Machine Learning: from Matching to  
Convergences  
Psychological-Educational Studies. 2022. Vol. 14, no. 4,  
pp. 127–146.

Минько. М.: Манн, Иванов и Фербер, 2020. 528 с.

16. Пикалова Е.П. Исследовательская деятельность учащихся один из способов повышения учебной мотивации // Актуальные задачи педагогики: материалы V Междунар. науч. конф. (г. Чита, апрель 2014 г.). Т. 0. Чита: Издательство Молодой ученый, 2014. С. 138–140. URL: <https://moluch.ru/conf/ped/archive/102/5425/> (дата обращения: 31.08.2022).

17. Потапова М. Гарант. Россия 2050: Утопии и прогнозы / 2-е изд. М., 2021. 600 с.

18. Рашка С. Python и машинное обучение. М., 2017. 418 с.

19. Савенков А.И., Осипенко Л.Е. Тренинг исследовательских способностей школьников. М.: Бином, 2021. 160 с.

20. Самптер Д. Десять уравнений, которые правят миром. И как их можете использовать вы. М.: Манн, Иванов, Фарбер.ru 2022. 288 с.

21. Степин В.С. Методы научного познания / В.С. Степин, А.Н. Елсуков. Минск: Выш. шк., 1974. 152 с.

22. Трубников Н.Н. О категориях «цель», «средство», «результат». М.: Высш. шк., 1968. 147 с.

23. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. М., 2015. 400 с.

24. Чиркунова Е.К. Организация исследовательской деятельности. Самара: Изд-во Самарского университета, 2018. 24 с.

25. Шакла Н. Машинное обучение & TensorFlow. СПб., 2019. 336 с.

26. Шарден Б., Массарон Л., Боскетти А. Крупномасштабное машинное обучение вместе с Python. М., 2018. 358 с.

27. Швырев В.С. Теоретическое и эмпирическое в научном познании. М.: Наука, 1978. 381 с.

28. Штоф В.А. Проблемы методологии научного познания. М: Высш. шк., 1979. 271 с.

29. ГК «Ростех», Пресс-релиз. [Электронный ресурс]. URL: <https://rostec.ru/media/pressrelease/rostekh-predstavil-it-sistemu-dlya-otsenki-emotsionalnogo-sostoyaniya-uchashchikhsya/> (дата обращения: 22.08.2022).

30. Machine Learning made for .NET [Электронный ресурс]. URL: <http://dot.net/ml> (дата обращения: 15.09.2022).

31. Open Neural Networks Library [Электронный ресурс]. URL: <http://www.opennn.net> (дата обращения: 15.09.2022).

32. TensorFlow [Электронный ресурс]. URL: <https://tensorflow.org> (дата обращения: 15.09.2022).

33. Holmes W., Bialik M., Fadel Ch. Artificial Intelligence In Education: Promises and Implications for Teaching and Learning, 2019. 242 p.

34. Sarsby A. SWOT Analysis, 2016. 86 p.

35. Taulli T. Artificial Intelligence Basics: A Non-Technical Introduction, 2019. 199 p.

## References

1. Brink H., Richards J., Fetherolf M. Mashinnoe obuchenie [Machine learning]. Saint Petersburg,

Осипенко Л.Е., Козицына Ю.В., Коротков А.В.  
Исследовательское и машинное обучение: от  
сопоставления к конвергенции  
Психолого-педагогические исследования. 2022.  
Том 14. № 4. С. 127–146.

Osipenko L.Ye., Kozitsyna Yu.V., Korotkov A.V. Research  
Training and Machine Learning: from Matching to  
Convergences  
Psychological-Educational Studies. 2022. Vol. 14, no. 4,  
pp. 127–146.

2017. 336 p. (In Russ.).

2. Brokman J. Chto my думаем о машинах, которые думают: Ведущие мировые ученые об искусственном интеллекте [What do we think about machines that think: The world's leading scientists on artificial intelligence]. Moscow: Publ. Alpina, 2017. 548 p. (In Russ.).

3. Burkov A. Mashinnoe obuchenie bez lishnih slov [Machine learning without further ado]. Saint Petersburg, 2020. 192 p. (In Russ.).

4. Dushkin R.V. Iskusstvennyj intellect [Artificial intelligence]. Moscow: Publ. DMK Press, 2019. 280 p. (In Russ.).

5. Evgrafov I.E., Shamgullina G.R., Borovik S.G. Rol' i znachenie pedagogicheskogo kontrolya v upravlenii obrazovatel'nym processom [The role and importance of pedagogical control in the management of the educational process]. *Problemy sovremennogo pedagogicheskogo obrazovaniya* [Problems of modern teacher education], 2019, no. 64-1, pp. 102–105. (In Russ.).

6. Zimnyaya I.A. Issledovatel'skaya rabota kak specificheskij vid chelovecheskoj deyatel'nosti [Research work as a specific type of human activity]. Moscow, 2001. 103 p. (In Russ.).

7. Zotov A.F. E. Mejerson o strukture nauchnogo znaniya i zakonomernostyah ego razvitiya [E. Meyerson on the structure of scientific knowledge and the patterns of its development]. *Koncepcii nauki v burzhuaznoj filosofii i sociologii: Vtoraya polovina XIX–XX v* [Concepts of Science in Bourgeois Philosophy and Sociology: The Second Half of the 19th–20th Centuries]. 249 p. (In Russ.).

8. Ippolitova N.V., Sterhova N.S. Vidy i formy organizacii issledovatel'skoj deyatel'nosti studentov pedvuza [Types and Forms of Organization of Research Activities of Pedagogical University Students]. *Vestnik Shadrinskogo gosudarstvennogo pedagogicheskogo universiteta* [Bulletin of the Shadrinsk State Pedagogical University], 2015, no. 1(25), pp. 41–49. (In Russ.).

9. Koval'chuk M.V. Ot sinteza v nauke – k konvergencii v obrazovanii. Interv'y u M.V. Koval'chuka [From synthesis in science to convergence in education. Interview with M.V. Kovalchuk]. *Trudy MFTI* [Proceedings of the Moscow Institute of Physics and Technology], 2011, no. 4. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/ot-sintez-a-v-nauke-k-konvergentsii-v-obrazovanii-intervyu-m-v-kovalchuka> (Accessed 25.10.2022). (In Russ.).

10. Kopnin P.V. Logicheskie osnovy nauki [Logical Foundations of Science]. Kiev: *Naukova dumka* [Scientific thought], 1968. 282 p. (In Russ.).

11. Korotkov A.V. Opredelenie dostovernosti i avtoritetnosti upravlencheskoj informacii v internete [Determination of the reliability and authority of management information on the Internet]. *Izvestiya instituta pedagogiki i psihologii obrazovaniya* [Proceedings of the Institute of Pedagogy and Psychology of Education]. Available at: <http://izvestia-ippo.ru/a-v-korotkov-opredelenie-dostovernosti/> (Accessed 03.10.2022). (In Russ.).

12. Coehlo L.P., Richert W. Postroenie sistem mashinnogo obucheniya na yazyke Python [Building machine learning systems in Python]. Moscow, 2016. 302 p. (In Russ.).

13. Kuleshov A.P., V'yugin V.V. Matematicheskie osnovy mashinnogo obucheniya i prognozirovaniya [Mathematical Foundations of Machine Learning and Prediction]. Moscow, 2014. 304 p. (In Russ.).

14. Osipenko L.Ye., Kozitsyna Yu.V., Kopotkov A.V. Cifrovoy profil' shkol'nika: potencial'nye vozmozhnosti i bezopasnost' cifrovoy socializacii [Student's Digital Profile: Potential Opportunities and Security of Digital Socialization]. *Obshchestvo: sociologiya, psihologiya, pedagogika* [Society: sociology, psychology, pedagogy], 2022, no. 8, pp. 158–163. DOI:10.24158/spp.2022.8.23 (In

Russ.).

15. Page S. Model'noe myshlenie. Kak analizirovat' slozhnye yavleniya s pomoshch'yu matematicheskikh modelej [Modeling thinking. How to analyze complex phenomena using mathematical models]. Moscow: Publ. Mann, Ivanov and Ferber, 2020. 528 p. (In Russ.).
16. Pikalova E.P. Issledovatel'skaya deyatel'nost' uchashchihsya – odin iz sposobov povysheniya uchebnoj motivacii [Research activities of students – one of the ways to increase learning motivation]. Materialy V Mezhdunar. nauch. Konf. «Aktual'nye zadachi pedagogiki» (g. Chita, aprel' 2014 g.) [Proceedings of the V International Scientific Conference "Actual tasks of pedagogy"]. Chita: Publ. Izdatel'stvo Molodoj uchenyj, 2014, p. 138–140. Available at: <https://moluch.ru/conf/ped/archive/102/5425/> (Accessed 31.08.2022). (In Russ.).
17. Potapova M. Garant. Rossiya 2050: Utopii i prognozy. 2-e izd. [Russia 2050: Utopias and Forecasts. 2nd ed.]. Moscow, 2021. 600 p. (In Russ.).
18. Rashka S. Python i mashinnoe obuchenie [Python and machine learning]. Moscow, 2017. 418 p. (In Russ.).
19. Savenkov A.I., Osipenko L.Ye. Trening issledovatel'skih sposobnostej shkol'nikov [Training of research abilities of schoolchildren]. Moscow: Publ. Binom, 2021. 160 p. (In Russ.).
20. Sampter D. Desyat' uravnenij, kotorye pravjat mirom. I kak ih mozhete ispol'zovat' vy. [Ten equations that rule the world. And How You Can Use Them]. 2022. 288 p. (In Russ.).
21. Stepin V.S. Metody nauchnogo poznaniya [Methods of scientific knowledge]. Minsk: Publ. Vysh. shk., 1974. 152 p. (In Russ.).
22. Trubnikov N.N. O kategoriyah «cel'», «sredstvo», «rezul'tat» [On the categories "goal", "means", "result"]. Minsk: Publ. Vyssh. shk., 1968. 147 p. (In Russ.).
23. Flach P. Mashinnoe obuchenie. Nauka i iskusstvo postroeniya algoritmov, kotorye izvlekayut znaniya iz dannyh [Machine Learning: The Art and Science of Algorithms That Make Sense of Data]. Moscow, 2015. 400 p. (In Russ.).
24. Chirkunova E.K. Organizaciya issledovatel'skoj deyatel'nosti [Organization of research activities]. Samara: Publ. Samara University Publishing House, 2018. 24 p. (In Russ.).
25. Shukla N. Mashinnoe obuchenie & TensorFlow [Machine Learning with TensorFlow]. Saint Petersburg, 2019. 336 p. (In Russ.).
26. Sjardin B., Massaron L., Boschetti A. Krupnomasshtabnoe mashinnoe obuchenie vmeste s Python [Large Scale Machine Learning with Python]. Moscow, 2018. 358 p. (In Russ.).
27. Shvyrev V.S. Teoreticheskoe i empiricheskoe v nauchnom poznanii [Theoretical and empirical in scientific knowledge]. Moscow: Publ. Nauka, 1978. 381 p. (In Russ.).
28. Shtoff V.A. Problemy metodologii nauchnogo poznaniya [Problems of methodology of scientific knowledge]. Minsk: Publ. Vyssh. shk., 1979. 271 p. (In Russ.).
29. GK «Rostekh», Press-reliz [Rostec State Corporation, Press release]. Available at: <https://rostec.ru/media/pressrelease/rostekh-predstavil-it-sistemu-dlya-otsenki-emotsionalnogo-sostoyaniya-uchashchikhsya/> (Accessed 22.08.2022). (In Russ.).
30. Machine Learning made for .NET. Available at: <http://dot.net/ml> (Accessed 15.09.2022).
31. Open Neural Networks Library. Available at: <http://www.opennn.net> (Accessed 15.09.2022).
32. TensorFlow. Available at: <https://tensorflow.org> (Accessed 15.09.2022).
33. Holmes W., Bialik M., Fadel Ch. Artificial Intelligence In Education: Promises and Implications for Teaching and Learning, 2019. 242 p.

Осипенко Л.Е., Козицына Ю.В., Коротков А.В.  
Исследовательское и машинное обучение: от  
сопоставления к конвергенции  
Психолого-педагогические исследования. 2022.  
Том 14. № 4. С. 127–146.

Osipenko L.Ye., Kozitsyna Yu.V., Korotkov A.V. Research  
Training and Machine Learning: from Matching to  
Convergences  
Psychological-Educational Studies. 2022. Vol. 14, no. 4,  
pp. 127–146.

34. Sarsby A. SWOT Analysis, 2016. 86 p.

35. Taulli T. Artificial Intelligence Basics: A Non-Technical Introduction, 2019. 199 p.

### **Информация об авторах**

Осипенко Людмила Евгеньевна, доктор педагогических наук, профессор департамента педагогики Института педагогики и психологии образования, ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет» (ГАОУ ВО МГПУ), г. Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7204-8340>, e-mail: [osipenkole@mgpu.ru](mailto:osipenkole@mgpu.ru)

Козицына Юлия Вадимовна, аспирант департамента педагогики Института педагогики и психологии образования, ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет» (ГАОУ ВО МГПУ), г. Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4803-3680>, e-mail: [kozitsynayuv@mgpu.ru](mailto:kozitsynayuv@mgpu.ru)

Коротков Александр Васильевич, соискатель департамента педагогики Института педагогики и психологии образования, ГАОУ ВО «Московский городской педагогический университет» (ГАОУ ВО МГПУ), г. Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6193-4630>, e-mail: [korotkov-505@mgpu.ru](mailto:korotkov-505@mgpu.ru)

### **Information about the authors**

Ljudmila Ye. Osipenko, PhD in Pedagogy, Professor, Department of Pedagogy, Institute of Pedagogy and Psychology of Education, Moscow City Teacher Training University, Moscow, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7204-8340>, e-mail: [osipenkole@mgpu.ru](mailto:osipenkole@mgpu.ru)

Yulia V. Kozitsyna, PhD student, Department of Pedagogy, Institute of Pedagogy and Psychology of Education, Moscow City Teacher Training University, Moscow, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4803-3680>, e-mail: [kozitsynayuv@mgpu.ru](mailto:kozitsynayuv@mgpu.ru)

Alexander V. Korotkov, External PhD student, Department of Pedagogy, Institute of Pedagogy and Psychology of Education, Moscow City Teacher Training University, Moscow, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6193-4630>, e-mail: [korotkov-505@mgpu.ru](mailto:korotkov-505@mgpu.ru)

Получена 03.11.2022

Принята в печать 15.12.2022

Received 03.11.2022

Accepted 15.12.2022