DOI: https://doi.org/10.17816/humeco643537 EDN: WCVHEG

Технологии искусственного интеллекта в медико-биологических исследованиях адаптации и дезадаптации человека к различным факторам среды

И.О. Балунов[1], А.С. Михалищина[2], А.А. Венерин[2], О.С. Глазачев[2]

[1] Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова, Москва, Россия;
[2] Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова, Москва, Россия

АННОТАЦИЯ

Количество факторов внешней среды, воздействующих на человека одномоментно, чрезвычайно велико. Отслеживание их в динамике стало возможно благодаря развитию технологий искусственного интеллекта, включая алгоритмы машинного обучения, глубокого обучения и генеративный искусственный интеллект. Внедрение данного спектра технологических решений нового поколения в медико-биологические науки позволяет обнаруживать неявные взаимозависимости исследуемых элементов и процессов, упускаемые ранее. В контексте исследований механизмов адаптации и дезадаптации человека особое внимание следует уделить экзогенной гипоксии как одному из наиболее значимых факторов внешний среды, исследуемых в рамках экологии, физиологии и клинической медицины. Тема индивидуальных маркеров устойчивости человека к гипоксии до сих пор остаётся открытой и регулярно освещаемой в физиологических и патофизиологических работах. В последних методы машинного и глубокого обучения уже нашли широкое применение, включая анализ мультимодальных физиологических данных. Например, разработана модель машинного обучения, прогнозирующая развитие острой горной болезни с чувствительностью 0,998 и специфичностью 0,978. Для обучения модели использовались физиологические показатели испытуемых и климатические данные, фиксируемые в режиме реального времени. Таким образом, применение инструментов искусственного интеллекта для планирования научных исследований, обработки полученных данных и создания прогностических моделей существенно расширяет горизонт актуального понимания физиологических механизмов адаптации человека к гипоксии и позволяет на новом технологическом уровне подойти к анализу других факторов внешней среды.

Ключевые слова: искусственный интеллект; факторы среды; гипоксия; машинное обучение; адаптация.

Как цитировать:
Балунов И.О., Михалищина А.С., Венерин А.А., Глазачев О.С. Технологии искусственного интеллекта в медико-биологических исследованиях адаптации и дезадаптации человека к различным факторам среды // Экология человека. 2025. Т. 32, № 1. С. 7–19. DOI: 10.17816/humeco643537 EDN: WCVHEG

Рукопись поступила: 28.12.2024 **Рукопись одобрена:** 02.04.2025 **Опубликована online:** 03.05.2025

ЭКО • ВЕКТОР

Распространяется на условиях лицензии CC BY-NC-ND 4.0 International
© Эко-Вектор, 2025

DOI: https://doi.org/10.17816/humeco643537 EDN: WCVHEG

Artificial Intelligence Technologies in Biomedical Research on Human Adaptation and Maladaptation to Environmental Factors

Ilya O. Balunov[1], Alina S. Mikhalishchina[2], Andrey A. Venerin[2], Oleg S. Glazachev[2]

[1] N.I. Pirogov Russian National Research Medical University, Moscow, Russia;
[2] I.M. Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia

ABSTRACT

The number of environmental factors simultaneously affecting the human body is extremely large. Tracking these factors in time has become possible thanks to the development of artificial intelligence technologies, including machine learning algorithms, deep learning algorithms, and generative artificial intelligence. The integration of this new generation of technological solutions into biomedical sciences enables the identification of hidden interdependencies among studied elements and processes that were previously overlooked. In the context of research on the mechanisms of human adaptation and maladaptation, special attention should be given to exogenous hypoxia as one of the most significant environmental factors studied within ecology, physiology, and clinical medicine. The topic of individual markers of human resistance to hypoxia remains open and is regularly addressed in physiological and pathophysiological works. In recent works, methods of machine and deep learning have already found wide application, including the analysis of multimodal physiological data. For example, a machine learning model has been developed to predict the development of acute mountain sickness with a sensitivity of 0.998 and a specificity of 0.978. The model was trained using physiological indicators of test subjects and real-time climate data. Thus, the application of artificial intelligence tools for scientific research planning, data processing, and the creation of predictive models significantly expands the current understanding of physiological mechanisms of human adaptation to hypoxia and enables the analysis of other environmental factors to be carried out at a new technological level.

Keywords: artificial intelligence; environmental factors; hypoxia; machine learning; adaptation.

To cite this article:
Balunov IO, Mikhalishchina AS, Venerin AA, Glazachev OS. Artificial intelligence technologies in biomedical research on human adaptation and maladaptation to environmental factors. *Ekologiya cheloveka (Human Ecology).* 2025;32(1):7–19. DOI: 10.17816/humeco643537 EDN: WCVHEG

Received: 28.12.2024 **Accepted:** 02.04.2025 **Published online:** 03.05.2025

ECO•VECTOR

The article can be used under the CC BY-NC-ND 4.0 International License
© Eco-Vector, 2025

DOI: https://doi.org/10.17816/humeco643537 EDN: WCVHEG

人工智能技术在医学-生物学研究中用于分析人类对不同环境因素的适应与失调

Ilya O. Balunov[1], Alina S. Mikhalishchina[2], Andrey A. Venerin[2], Oleg S. Glazachev[2]

[1] N.I. Pirogov Russian National Research Medical University, Moscow, Russia;
[2] I.M. Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia

摘要

在同一时刻作用于人体的环境因素数量极为庞大。随着人工智能技术的发展，特别是机器学习、深度学习以及生成式人工智能算法的广泛应用，动态监测这些因素已成为可能。新一代人工智能解决方案在医学-生物学研究中的引入，使得研究者能够识别出此前未被发现的研究要素与生理过程之间的隐性相互关系。在探讨人类对环境适应与失调机制的研究背景下，外源性低氧应作为生态学、生理学及临床医学中最重要的环境因素之一被重点关注。个体对低氧耐受的标志物仍是一个开放性议题，至今仍频繁出现在生理学和病理生理学研究中。机器学习和深度学习方法已被广泛应用于该领域，尤其是在多模态生理数据的分析方面。例如，研究人员已构建出一种预测急性高原病发生的机器学习模型，其灵敏度达0.998，特异性为0.978。该模型基于受试者的生理参数与实时采集的气候数据进行训练。因此，在科研设计、数据处理和预测建模过程中应用人工智能工具，显著拓宽了对人体低氧适应生理机制的当前认识，并使我们能够在新的技术层面上开展对其他环境因素的分析。

关键词：人工智能；环境因素；低氧；机器学习；适应。

引用本文：
Balunov IO, Mikhalishchina AS, Venerin AA, Glazachev OS. 人工智能技术在医学–生物学研究中用于分析人类对不同环境因素的适应与失调. *Ekologiya cheloveka (Human Ecology).* 2025;32(1):7–19. DOI: 10.17816/humeco643537 EDN: WCVHEG

收到: 28.12.2024 **接受:** 02.04.2025 **发布日期:** 03.05.2025

ECO•VECTOR
The article can be used under the CC BY-NC-ND 4.0 International License
© Eco-Vector, 2025

ОБОСНОВАНИЕ

Технологии искусственного интеллекта (ИИ) стали центральными в развивающемся шестом технологическом цикле. Влияние новых инструментов на научные исследования в самых разных областях невозможно переоценить. Из аналитического отчёта публикационной активности следует, что в период с 2019 по 2023 г. число публикаций российских авторов на конференциях в области ИИ уровня A* увеличилось на 70%, а экономический эффект от внедрения ИИ оценивается в десятки триллионов рублей к концу десятилетия [1]. Грандиозный потенциал ИИ имеет и в сфере медико-биологических наук. Например, ИИ используется для анализа медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки, КТ и МРТ, с целью раннего выявления заболеваний. Новым направлением, обязанным своим появлением технологиям ИИ, являются виртуальные ассистенты и носимые устройства, которые собирают данные о состоянии здоровья пациентов и помогают контролировать хронические заболевания [2]. ИИ применим не только в клинической практике, но и в фундаментальных исследованиях. Так, анализ больших объёмов данных ускоряет процесс разработки новых лекарственных средств и форм доставки препаратов.

Возможности искусственного интеллекта активно используются в российском здравоохранении. Так, сервисы ТОП-3 и AIDA внедрены в медицинскую информационную систему, где оказывают поддержку врачу-терапевту в постановке диагнозов, а суммарный объём поставленных заключительных диагнозов уже превысил 1,3 млн [3]. Развитие систем поддержки принятия врачебных решений нового поколения стало возможным с появлением технологий генеративного ИИ, который применяется в самом широком спектре медицинских задач, начиная с анализа электронных медицинских карт и заканчивая медицинским образованием, разработкой лекарственных препаратов и проведением научных исследований [4–7]. В России генеративный ИИ также активно развивается в медицинском направлении. Так, большая языковая модель GigaChat в феврале 2024 г. успешно сдала экзамен в формате государственной итоговой аттестации по специальности 31.05.01 «лечебное дело» в Национальном медицинском исследовательском центре им. В.А. Алмазова [8].

Мы сфокусируем своё внимание на интеграции технологий ИИ в исследовательские проекты, связанные с изучением физиологических функций человека. Отдельные попытки обобщить имеющийся опыт машинного обучения в различных физиологических методах исследований уже предпринимались [9]. Однако ввиду стремительного развития ИИ такие обзоры актуального состояния данного направления особенно важны.

ОСНОВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: МАШИННОЕ И ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ

Современное развитие ИИ характеризуется стремительной эволюцией методов и подходов, которые находят применение в самых различных областях, от медицины и фармакологии до обработки естественного языка и компьютерного зрения. В рамках данной работы мы сосредоточимся на анализе трёх ключевых направлений развития ИИ: машинного обучения, глубокого обучения и генеративного ИИ. Эти технологии, хотя и имеют общие корни, существенно различаются по своим архитектурным принципам, методам обучения и практической реализации, что делает их применимыми для решения различных классов задач.

Машинное обучение как классический подход базируется на использовании статистических моделей и инженерии признаков, что позволяет эффективно работать со структурированными данными и интегрировать экспертные знания [10]. Однако его ограниченность в обработке сложных неструктурированных данных и зависимость от качества признаков стимулировали развитие более продвинутых методов. Глубокое обучение, основанное на многослойных нейронных сетях, стало прорывом в обработке неструктурированных данных, таких как изображения, аудио и текст, благодаря способности автоматически извлекать иерархические признаки. В контексте глубокого обучения нейронные сети представляют собой иерархические архитектуры, способные автоматически извлекать иерархические признаки из данных благодаря наличию множества скрытых слоёв. Каждый слой преобразует входные данные с использованием линейных и нелинейных операций, что позволяет модели обучаться сложным зависимостям и закономерностям в данных. Фундаментальной статьёй для глубокого обучения является публикация Y. LeCun и соавт. [11]. Тем не менее его высокая требовательность к вычислительным ресурсам и данным, а также проблема «чёрного ящика» остаются существенными ограничениями. Генеративный ИИ, представляющий собой следующую ступень эволюции ИИ, фокусируется на создании новых данных и решений, что открывает возможности для креативных приложений, таких как генерация изображений, текстов и даже проектирование новых материалов, основанных на новой архитектуре нейронных сетей — трансформерах [12]. Однако и здесь возникают свои вызовы, включая сложности в управлении множеством параметров и обеспечении синтезируемости генерируемых решений.

Каждое из этих направлений решает специфические задачи: от работы со структурированными данными

и извлечения иерархических признаков до генерации новых данных и решений. Совокупность этих методов образует обобщенное понятие — ИИ, где каждая технология дополняет и расширяет возможности других, несмотря на присущие им ограничения. Таким образом, ИИ является интегративной дисциплиной, объединяющей разнообразные методы и подходы для решения широкого спектра задач. Ниже представлена сравнительная таблица описанных выше технологий ИИ: машинного и глубокого, а также отдельно особенности генеративного ИИ (табл. 1).

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ПРОРЫВНАЯ ТЕХНОЛОГИЯ В МЕДИЦИНСКИХ И БИОЛОГИЧЕСКИХ НАУКАХ

Применение искусственного интеллекта в клинической практике

Компьютерное зрение — первая технология ИИ, которая нашла широкое применение в клинической практике.

Таблица 1. Сравнение машинного обучения, глубокого обучения и генеративного искусственного интеллекта

Table 1. Comparison of machine learning, deep learning and generative artificial intelligence

Аспект Aspect	Машинное обучение Machine Learning	Глубокое обучение Deep learning	Генеративный искусственный интеллект Generative artificial Intelligence
Подход к вычислениям An approach to computing	Использует инженерию признаков и статистические модели. Требует переменной вычислительной мощности Uses feature engineering and statistical models. Requires variable computing power	Использует многослойные нейронные сети для иерархической экстракции признаков. Требует высокой вычислительной мощности и больших объёмов данных Uses multilayer neural networks for hierarchical feature extraction. It requires high computing power and large amounts of data.	Применяет методы, такие как вариационные автокодировщики и генеративно-состязательные сети, для моделирования процесса генерации данных Applies methods such as variational autoencoding and generative-adversarial networks to simulate the data generation process.
Механизмы обучения Learning mechanisms	Использует контролируемое, неконтролируемое и подкрепляемое обучение на структурированных данных Uses supervised, unsupervised, and reinforced learning based on structured data	Использует обратное распространение и глубокое обучение с подкреплением на крупных наборах сырых данных Uses backpropagation and deep reinforcement learning on large sets of raw data	Использует состязательное обучение и вариационное логическое обучение на специализированных больших наборах данных Uses adversarial learning and variational logic learning on specialized large datasets
Практическая реализация Practical implementation	Интегрирует экспертные знания через спроектированные признаки, но может упускать новые закономерности Integrates expert knowledge through designed features, but may miss new patterns	Эффективно работает с неструктурированными данными (например, распознавание изображений, обработка естественного языка), но имеет ограниченную прозрачность («чёрный ящик») It works effectively with unstructured data (for example, image recognition, natural language processing), but has limited transparency ("black box")	Создаёт новые экземпляры мультимодальных данных: тексты, изображения, видео и т.д. Creates new instances of multimodal data: texts, images, videos, etc.
Преимущества Advantages	Простота интерпретации, возможность интеграции экспертных знаний Ease of interpretation, the ability to integrate expert knowledge	Высокая эффективность в обработке сложных неструктурированных данных High efficiency in processing complex unstructured data	Способность генерировать новые данные и решать сложные задачи без специализированного обучения The ability to generate new data and solve complex problems without specialized training
Недостатки Disadvantages	Ограниченность в выявлении сложных закономерностей, зависимость от качества признаков Limitations in identifying complex patterns, dependence on the quality of features	Высокие требования к вычислительным ресурсам и данным, низкая прозрачность High demands on computing resources and data, low transparency	Высокая стоимость обучения моделей, необходимость в огромном объёме данных для обучения The high cost of training models, the need for a huge amount of data for training

DOI: https://doi.org/10.17816/humeco643537

С помощью нейронной сети врач может быстро узнать о наличии патологических изменений, их размеры, объём и наиболее вероятный диагноз [13]. Автоматический анализ медицинских изображений уже используется в области лучевой диагностики для диагностирования патологий сетчатки, для выявления меланомы и других новообразований кожи, для идентификации и классификации злокачественных клеток на гистологических срезах, для детектирования полипов толстой кишки при колоноскопии, а также для автоматического анализа ЭКГ [14–19]. В Российской Федерации действует проект «МосМедИИ», в рамках которого все медицинские учреждения в стране могут направить радиологические исследования для обработки ИИ-системой для поддержки принятия врачебных решений. По итогам 2023 г. обработано более 250 тыс. исследований [20].

Обработка естественного языка — второй набор технологий ИИ, который широко используется в медицине. В электронной медицинской карте пациента содержится огромное количество медицинской информации, которая может повлиять на решение врача. Значительная часть данных о пациенте — это свободный текст, описывающий жалобы, данные осмотров, заключение по результатам диагностических исследований. Модели машинного обучения для обработки естественного языка способны выполнять задачи анализа большого объёма неструктурированных данных и формулировать выводы [21]. Обработка естественного языка в электронной медицинской карте используется для определения времени начала аллергического заболевания, выявления пациентов с высоким риском развития астмы на основе клинических записей и данных лабораторной диагностики, автоматического выделения информации об онкологическом заболевании, выявления информации о делирии в анамнезе [22–24]. В России ряд ИИ-сервисов для обработки медицинских карт имеет регистрационное удостоверение и используется в клинической практике: AIDA, ТОП-3, Webiomed, MedicBK.

Главный вызов для ИИ в этой сфере — поддержка принятия врачебных решений о проведении вмешательств, назначении исследований и постановки клинического диагноза. С появлением мультимодальных систем ИИ, обрабатывающих большое количество параметров, в медицине открылись возможности для создания рекомендательных систем, способных учитывать хронические заболевания, пол, возраст, результаты лабораторных и инструментальных исследований и социальные детерминанты здоровья [25, 26].

Применение искусственного интеллекта в молекулярной биологии

Модели глубокого обучения могут выявлять сложные паттерны в многомерных данных, что делает их особенно полезными в исследованиях омиксных данных. Y. Hwang и соавт. [27] обучили геномную лингвистическую модель gLM для предсказывания функции белка на основе генома, классифицировать геномные последовательности и выявлять ко-регулируемые модули генов, такие как опероны бактерий. Модель была провалидирована на геноме *E. coli* K-12 и продемонстрировала абсолютную точность (absolute accuracy) в 59,2% случаев. Это исследование уникально, поскольку оно впервые показало способность моделей глубокого обучения определять «контекст» в нуклеотидных последовательностях с помощью тех же алгоритмов, которые используются для обработки языка.

В другом исследовании модель машинного обучения MethylBoostER эффективно предсказывала патоморфологический подтип опухоли почки, основываясь на профиле метилирования ДНК [28]. На тестовой выборке данных модель машинного обучения достигла точности предсказания 0,960. Такая высокая точность говорит о том, что после валидации в клинических исследованиях данная модель может быть использована для оценки прогноза пациента до операции.

ИИ изменил и ускорил процесс создания новых препаратов. У исследователей не было инструмента, способного предсказать трёхмерную структуру белка по аминокислотной последовательности до 2021 г., когда исследователи Google DeepMind создали модель ИИ AlphaFold, решающую эту задачу с высокой точностью [29]. Инновационный инструмент сделал прорыв в области химии и молекулярной биологии, а его создатели получили Нобелевскую премию по химии в 2024 г. В этом же году в журнале Nature была опубликована статья о модели AlphaFold 3 [30]. Обновлённая модель способна с высокой точностью предсказывать структуры белков, нуклеиновых кислот, малых молекул и модифицированных остатков, а также моделировать взаимодействия «белок–лиганд». Среднеквадратическое отклонение для предсказания структуры молекулы составляет менее 0,2 нанометра. Сейчас в фармацевтической индустрии используются модели нейронных сетей для идентификации мишеней, скрининга молекул-кандидатов, прогнозирования их фармакокинетических и фармакохимических свойств [31].

ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СФЕРЕ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

Большие языковые модели по типу GPT (Generative Pre-trained Transformer) стали важным инструментом в здравоохранении и открыли новые сценарии для взаимодействия врача и пациента. Обученные на большом объёме текстов модели успешно проходят различные форматы медицинских тестирований. В исследовании 2023 г. большая языковая модель ChatGPT преодолела порог в тестировании United States Medical Licensing Exam (USMLE), а в феврале 2024 г. модель GigaChat сдала экзамен в формате государственной итоговой аттестации

по специальности «лечебное дело» [32]. Чат-боты с ИИ, генерирующие текст по запросу пользователя, способны оптимизировать работу врача. Модель ChatGPT-4, получив расшифровку диалога врача и пациента на консультации, способна суммаризировать диалог и сгенерировать медицинскую запись в структурированном формате [33]. В декабре 2024 г. Сеченовский университет и компания «Нейромед» сообщили о клинических испытаниях ИИ-ассистента для кардиологов [34]. ИИ-ассистент генерирует протоколы приёмов и выписные эпикризы, предоставляет доступ к профессиональной информации о препаратах, даёт рекомендации по диагностике и лечению на основе актуальных клинических руководств и автоматически оценивает индивидуальные риски пациента.

Большие языковые модели — это перспективный инструмент для оказания психологической помощи. В 2022 г. платформа Wysa с встроенным ИИ для оказания психотерапевтической помощи получила одобрение FDA для пациентов с мышечно-скелетными болями, тревогой и депрессией на основании когортного исследования [35]. В исследовании участвовали 153 пациента, разделённые на 3 когорты: одна когорта не получала психологическую помощь; пациенты во второй когорте получали не менее одной психологической консультации; пациенты третьей когорты получали доступ к цифровой платформе с мобильным чат-ботом с встроенной нейронной сетью для проведения когнитивно-поведенческой терапии. Помимо чат-бота, на платформе пациент мог получить дистанционную консультацию от специалиста. В группе пациентов с доступом Wysa наблюдалось улучшение на 2,8–3,7 балла по сравнению с группой, не получавшей психологические консультации, по шкалам измерения симптомов депрессии и тревоги. В группе Wysa наблюдалось улучшение физической функции по опроснику PROMIS на 2,4 балла по сравнению с группой психологического консультирования.

ИНСТРУМЕНТЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

ИИ становится важным инструментом в исследовании патогенеза патологических состояний. Модель машинного обучения способна анализировать миллионы научных статей и выявлять сложные взаимосвязи, синтезируя таким образом научные данные более полно и менее предвзято. В исследовании Z. Wei и соавт. [36] использовались модели машинного обучения для выявления пересечений в молекулярной патофизиологии болезни Альцгеймера, бокового амиотрофического склероза и лобно-височной деменции. В частности, применялись методы машинного обучения для сравнения и выявления общих молекулярных механизмов между этими заболеваниями. Для этого была построена семантическая сеть знаний SemNet 2.0 на основе более чем 33 млн биомедицинских статей. Модели ИИ выявляли в сети наиболее важные узлы, связанные с каждым заболеванием, используя алгоритм ранжирования на основе машинного обучения. Эти узлы представляли собой белковые молекулы, играющие ключевую роль в патогенезе данных заболеваний. Такой подход к анализу научной литературы позволяет найти наиболее перспективные направления в исследовании патогенеза болезни Альцгеймера, бокового амиотрофического склероза и лобно-височной деменции.

Исследователи в области физиологии используют ИИ для открытия новых взаимосвязей между генотипом и фенотипом при различных патологиях. Asencio и соавт. [37] использовали модель машинного обучения для обработки временны́х характеристик кардиальных сокращений и классификации различных типов патологии саркомеров на их основе. С помощью данной модели исследователям удалось достичь точности 78,5±0,1% в классификации мутаций саркомеров. Это исследование демонстрирует возможности ИИ для изучения механизмов развития кардиомиопатии при различных типах мутаций.

Нейронные сети широко используются для детектирования физиологических сигналов при патологических состояниях. В исследовании Peng и соавт. [38] описана модель назального давления воздушного потока и уровня кислорода в крови (SpO_2) для детектирования эпизодов апноэ и гипопноэ. По словам авторов, интеграция данных электрокардиограммы, электроэнцефалограммы и паттернов движения тела позволят создать ещё более точные системы диагностики обструктивного апноэ сна.

ИИ может стать инструментом в поиске «красных флагов» для предсказания жизнеугрожающих событий (остановки сердца, сепсиса, геморрагического шока или дыхательной недостаточности) на основе анализа большого количества данных о физиологических показателях человека [39]. Технологии ИИ позволяют создавать новые методики для изучения физиологических процессов. В исследовании S. Cai и соавт. [40] продемонстрирована эффективность методики велосиметрии с ИИ для количественной оценки скорости и напряжений кровотока. Исследователям удалось объединить изображения, экспериментальные данные и физические основы с помощью нейронных сетей, что позволяет автоматически анализировать экспериментальные данные и делать выводы о ключевых гемодинамических показателях. Эти открытия позволяют изучить процессы, происходящие в поражённых микроаневризмами сосудах.

Предобученные языковые модели могут иметь достаточно высокий уровень знаний в области физиологии для использования их в образовании. В исследовании S.O. Soulage и соавт. [41] большая языковая модель ChatGPT-3.5 справилась со сдачей экзамена по физиологии лучше, чем большинство студентов медицинского университета, обучавшихся физиологии. Большие языковые модели, обученные на материалах по физиологии,

могут стать эффективным инструментом для обучения студентов. Возможные образовательные сценарии ChatGPT включают генерацию вводной информации для изучения сложной темы, генерацию вопросов для самопроверки, составление образовательного плана и поиск дополнительных ресурсов [42].

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ИССЛЕДОВАНИИ ВЛИЯНИЯ ВНЕШНИХ ФАКТОРОВ НА ЗДОРОВЬЕ ЧЕЛОВЕКА

До недавнего времени большинство исследований, изучающих ожирение у детей, рассматривали влияние внешних факторов лишь на одном из уровней социально-экологической модели (например, на индивидуальном или общественном) [43]. Исследовать влияние совокупности экологических, социальных и индивидуальных факторов ожирения было сложной задачей до появления инструментов машинного обучения. B. Allen и соавт. [44] использовали в качестве алгоритма машинного обучения метод случайного леса, который обычно применяется в исследовании взаимодействия генов. Исследование подтвердило гипотезу, что молодые люди с одинаковым уровнем образования и благосостояния в семье имеют разный уровень риска ожирения в зависимости от экономических и образовательных ресурсов в их районе. Также модель показала, что на развитие ожирения у детей в семьях с низким уровнем дохода значительно влияет степень загрязнения окружающей среды. Однако методы машинного обучения требуют дополнительных исследований и интерпретации, так как использованные модели не способны установить механизмы выявленных взаимосвязей. Одна из фундаментальных проблем — интерпретируемость моделей. Большинство ИИ работают по принципу «чёрного ящика», установить алгоритм принятия решений нейронной сетью не представляется возможным.

K.V. Ojha и соавт. [45] исследовали влияние факторов городской среды на физиологические реакции организма с помощью моделей машинного обучения. Тридцать участников исследования, оснащённые носимыми сенсорами (Empatica E4) и рюкзаками с датчиками, фиксирующими параметры окружающей среды, такие как уровень шума, температура, влажность, освещённость и концентрация пыли в воздухе, перемещались по городу. Носимые сенсоры измеряли электродермальную активность, отражающую состояние возбуждения и применяемую в нейрофизиологических исследованиях для анализа влияния внешних факторов. При ретроспективном анализе алгоритм бинарной классификации предсказывал состояние возбуждения испытуемых, чувствительность составила 0,89, специфичность — 0,84. С помощью алгоритма глубокого обучения были выявлены закономерности влияния внешних факторов на развитие возбуждения: звуки выше 66 дБ, низкий уровень освещённости (<580 люкс) и температура выше 22 °C чаще всего вызывали физиологическое возбуждение. С помощью модели для кластеризации SOM исследователи выделили группы испытуемых в зависимости от степени их реакции на изменение внешних факторов. Исследователи подтвердили, что машинное обучение может автоматизировать анализ сложных взаимодействий множества факторов и с высокой точностью предсказывать физиологические реакции в ответ на раздражители в разных группах людей. Основным ограничением в исследовании было низкое качество данных электродермальной активности, содержавших большое количество шума и артефактов, из-за чего данные 10 из 30 испытуемых не были включены в анализ.

Помимо ретроспективного анализа влияния окружающих факторов на здоровье человека, ИИ способен анализировать данные в реальном времени. Такой инструмент может использоваться для изучения влияния резкого изменения окружающей среды на функциональное состояние человека и детектировать патологические изменения. Исследование S.Y. Wei и соавт. [46] показало высокую эффективность методов машинного обучения в предсказании риска развития горной гипоксии на основании анализа индивидуальных физиологических показателей испытуемых и факторов окружающей среды, измеряемых в реальном времени. ИИ анализировал частоту сердечных сокращений, вариабельность сердечного ритма, насыщение крови кислородом и факторы внешней среды (температуру окружающей среды, атмосферное давление, относительную влажность и скорость восхождения). На основании этих данных были обучены и протестированы 25 алгоритмов машинного обучения. Самая точная модель достигла чувствительности 0,998 и специфичности 0,978 в диагностике острой горной болезни лёгкой степени (mild acute mountain sickness).

В медицине рутинно используются носимые устройства с биосенсорами, фиксирующие изменения окружающей среды и физиологические показатели человека, что особенно распространено в спортивной медицине. В статье Y. Shen и соавт. [47] представлены биосенсоры для неинвазивного определения уровня лактата, повышение которого является одним из маркеров развития гипоксии ввиду переключения метаболических процессов на анаэробный гликолиз. Например, электрохимические сенсоры могут измерять электрический ток, возникающий при окислении лактата ферментом (например, лактатоксидазой или лактатдегидрогеназой), и преобразуют его в концентрацию лактата. Они могут работать в широком диапазоне концентраций (от микромолярных до миллимолярных уровней) и отличаются высокой точностью. Потенциометрические сенсоры фиксируют изменение электрического потенциала на электроде в зависимости от концентрации лактата, а импедансные — изменение сопротивления или ёмкости при взаимодействии лактата с биосенсорным слоем. Оптические биосенсоры

регистрируют изменения оптических сигналов, (интенсивность флуоресценции или цветовые изменения в колориметрических тестах). Например, при окислении лактата ферментом выделяется перекись водорода, которая вступает в реакцию с хромогенным субстратом (например, тетраметилбензидином), приводя к изменению цвета, которое можно измерить с помощью камеры смартфона или портативного спектрометра. Полупроводниковые биосенсоры, такие как полевые транзисторы и органические электрохимические транзисторы, детектируют изменение проводимости канала транзистора при связывании лактата с биорецептором (например, ферментом). Они особенно чувствительны к низким концентрациям лактата и могут интегрироваться в гибкие подложки. Самозаряжающиеся биосенсоры, например пьезоэлектрические, преобразуют механическую энергию (например, движение тела) в электрический сигнал, который модулируется концентрацией лактата. Биотопливные элементы используют окисление лактата для генерации тока, величина которого коррелирует с его уровнем. С увеличением количества сенсоров появляется всё больше данных, на основе которых можно сделать вывод о функциональном состоянии организма и необходимости коррекции образа жизни, назначения терапии и определении риска заболеваний. J.P. Kimball и соавт. [48] описали модель машинного обучения, учитывающую физиологические и внешние факторы и прогнозирующую развитие состояния гиповолемии. Физиологические показатели включали данные фотоплетизмографии, электрокардиографии, сейсмокардиографии, а также параметры сердечного выброса, ударного объёма, частоты сердечных сокращений, артериального давления, температуры кожи и тела, общего периферического сопротивления и объёма крови. Применение такой технологии особенно актуально для спортсменов и военных, испытывающих тяжёлые физические нагрузки и изменение климатических условий.

Прогнозирование патологий с помощью нейронных сетей сейчас активно исследуется. Однако до сих пор ИИ не нашёл широкого использования в изучении адаптационных процессов в изменённых внешних условиях. Для обучения таких алгоритмов необходимо накопление данных о физиологических показателях человека при гипербарии, гипо- и гипероксии. Подобные исследования позволят выявить физиологические параметры организма, на которые положительно влияют тренировки в подобных условиях. Таким образом, развитие ИИ приведёт к новым открытиям в области спортивной медицины.

Несмотря на большие перспективы, есть ряд ограничений, не позволяющих широко внедрить ИИ при изучении влияния факторов внешней среды на организм человека. Использованные исследователями алгоритмы машинного обучения эффективно обнаруживают корреляции, но не могут точно объяснить, почему определённые факторы вызывают ту или иную реакцию. Сейчас большинство моделей машинного обучения позволяет выдвигать новые гипотезы, но не позволяет их подтверждать. Создание интерпретируемых алгоритмов является большим вызовом для будущих исследований в области физиологии [49].

Большинство исследований включали маленькую выборку, о чём заявляют сами исследователи. Для обучения точных прогностических моделей необходимо провести большое количество трудозатратных испытаний с моделированием изменённых параметров внешней среды. При этом необходимо соблюсти баланс классов в параметрах среды и группах испытуемых, чтобы данные для обучения были достаточно репрезентативными. Кроме того, биосенсоры для детекции физиологических изменений организма могут быть подвержены шуму и артефактам, что значительно затрудняет проведение данных исследований.

ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ИССЛЕДОВАНИЯХ ГИПОКСИЧЕСКОГО ПОТЕНЦИАЛА ЧЕЛОВЕКА В ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ УСЛОВИЯХ

Гипоксический потенциал человека представляет собой способность организма адаптироваться к условиям пониженного содержания кислорода в окружающей среде: подъём на высоту, во время физических упражнений высокой интенсивности, а также в других экстремальных ситуациях. Исследование гипоксической адаптации имеет важное значение как для медицины, так и для спорта, космической биологии и многих других областей науки. В разделе адаптационной медицины интерес к моделям машинного обучения только набирает обороты, количество опубликованных работ по этой теме минимально.

Модель машинного обучения может использоваться для разработки персонализированных тренировочных программ, учитывающих индивидуальные реакции организма на гипоксическую нагрузку. Это особенно важно в спорте высоких достижений, где даже небольшие улучшения могут иметь решающее значение. В одном из исследований [50] была создана модель машинного обучения на основании данных некоторых физиологических параметров (количество эритроцитов и концентрация гемоглобина) 64 профессиональных конькобежцев, прошедших 10-недельную программу тренировок (3 недели — подготовительный период (на уровне моря), 4 недели — гипоксические тренировки, 3 недели — восстановительный период). Модель машинного обучения продемонстрировала большую точность в оценке физиологических переменных по сравнению с полиномиальной моделью и позволила создать эффективную систему для прогнозирования физиологических изменений

в условиях гипоксической тренировки на основе измерений, выполненных на уровне моря.

Кроме спортивной медицины, ИИ находит своё место и в авиации. В исследовании [51] рассматривалось использование носимых датчиков и алгоритмов машинного обучения для раннего обнаружения признаков гипоксии и предотвращения аварийных ситуаций. В рамках эксперимента 85 участникам было предложено пройти двухфазовое исследование, в котором они использовали авиационные маски, контролирующие подачу кислорода. Участники выполняли когнитивные тесты и симулировали полёт на тренажёре, при этом уровень кислорода постепенно снижался, имитируя подъём на высоту. Данные, полученные с помощью сухих электродов ЭЭГ, были обработаны методами машинного обучения, а извлечённые характеристики мозговой активности преобразованы. Алгоритмы машинного обучения показали высокую чувствительность (от 0,83 до 1,00) и специфичность (от 0,91 до 1,00) в обнаружении гипоксии. Это исследование демонстрирует значительный прогресс в создании систем реального времени для обнаружения гипоксии в полёте.

В исследовании M.S. Mazing и соавт. [52] была показана способность моделей машинного обучения детектировать состояние тканевой гипоксии при снижении уровня вдыхаемого кислорода и оценивать индивидуальную устойчивость к гипоксии. С помощью оптического сенсора исследователи оценивали тканевую гипоксемию у испытуемых. Полученные данные были использованы для обучения самоорганизующейся карты Кохонена (SOM) — нейронной сети, использующейся для поиска скрытых закономерностей и кластеризации объектов по группам. В результате модель разделила испытуемых на 3 группы с различной устойчивостью к гипоксии и функциональным состоянием организма. Данное исследование показывает возможность создания простого воспроизводимого теста для оценки индивидуальной устойчивости человека к гипоксии на основе нейронных сетей.

Использование моделей ИИ в исследовании гипоксических адаптационных механизмов является перспективным направлением научных работ. Модели машинного обучения можно применять в качестве инструмента по обработке и анализу большого объёма данных, выявления скрытых закономерностей и прогнозирования индивидуальных реакций на гипоксические нагрузки. Например, всё ещё нет точных и конкретных параметров, позволяющих оценить объективно гипоксическую устойчивость человека при проведении гипоксического теста. Имеется много дополнительных параметров, по которым косвенно можно дополнить картину гипоксической толерантности конкретного индивидуума [53]. Множество дискуссионных вопросов остаётся при выборе режима интервальной гипоксической стимуляции: окислительно-воспалительные процессы, развивающиеся при интервальных гипоксических тренировках [54, 55], роль активных форм кислорода в периоде восстановления [56, 57].

Неоспоримые преимущества ИИ-подходов, позволяющих обнаруживать сложные закономерности в данных при выявлении гипоксии, заключаются первоочередно в возможности быстрой обработки мультимодальных данных: носимые устройства с биосенсорами (лактат, SpO_2, частота сердечных сокращений, вариабельность сердечного ритма), климатические параметры (температура, влажность, атмосферное давление) и др. Классические подходы требовали бы формирования конкретных гипотез и длительной статистической обработки с предварительной предобработкой данных для возможности их сопоставления. Выше было описано, как нейросети обрабатывают неструктурированные данные: ЭЭГ, ЭКГ, изображения микроциркуляции, а также пример анализа назального потока воздуха и SpO_2 для детекции апноэ, что было бы невозможно при рутинной полисомнографии из-за высокой стоимости и сложности интерпретации.

Вероятно, что применение ИИ в данной области позволит по-новому взглянуть на получаемые данные о гипоксической устойчивости, о реализации адаптационных механизмов на молекулярном и системном уровнях, а также взаимосвязях этих структур между собой.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Современная среда характеризуется множеством одновременно действующих внешних факторов, влияние которых на организм человека становится возможным отслеживать благодаря достижениям в области ИИ, таких как алгоритмы машинного обучения, глубокое обучение и генеративные модели. Эти технологии открывают новые горизонты в медико-биологической сфере, позволяя выявлять скрытые взаимосвязи между элементами и процессами. Особое внимание заслуживает исследование экзогенной гипоксии — одного из ключевых факторов окружающей среды, изучаемых в экологии, физиологии и клинической медицине. Вопросы индивидуальной устойчивости организма к гипоксическим условиям остаются актуальными и активно обсуждаются в научной литературе. Современные исследования всё чаще используют методы машинного и глубокого обучения для анализа многомерных физиологических данных. Применение этих подходов в планировании научных экспериментов, обработке данных и создании прогнозирующих моделей значительно улучшает понимание адаптационных механизмов человеческого организма при гипоксии и открывает новые пути для изучения влияния других факторов внешней среды. Текущие разработки демонстрируют значительный потенциал дальнейшего прогресса в этой области, способствуя повышению эффективности исследовательских процедур через оптимизацию статистического анализа, обработку результатов и проектирование экспериментальных схем. Важным направлением является изучение адаптивных возможностей человека, где создание классификационных моделей для идентификации

групп с различной устойчивостью к стрессу представляет интерес для различных областей медицины, биологии и психологии. Разработка моделей прогнозирования толерантности к гипоксии может найти применение как в совершенствовании методов машинного обучения, так и в решении практических задач клинической, авиационной и космической медицины. Однако существует ряд ограничений, затрудняющих применение ИИ в изучении адаптации: сложности в получении достаточного количества данных, недостаточное качество биосенсоров, отсутствие интерпретируемых моделей машинного обучения для исследования факторов внешней среды.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Вклад авторов. И.О. Балунов — сбор и анализ литературных источников, подготовка и написание текста статьи; А.С. Михалищина — обзор литературы, сбор и анализ литературных источников, подготовка и написание текста статьи; А.А. Венерин — обзор литературы, сбор и анализ литературных источников, написание текста и редактирование статьи; О.С. Глазачев — обзор литературы, сбор и анализ литературных источников, написание текста и редактирование статьи. Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям ICMJE (все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией).
Этическая экспертиза. Неприменимо.
Источники финансирования. Отсутствуют.
Раскрытие интересов. Авторы заявляют об отсутствии отношений, деятельности и интересов за последние три года, связанных с третьими лицами (коммерческими и некоммерческими), интересы которых могут быть затронуты содержанием статьи.
Оригинальность. При создании настоящей работы авторы не использовали ранее опубликованные сведения (текст, иллюстрации, данные).
Доступ к данным. Редакционная политика в отношении совместного использования данных к настоящей работе не применима, новые данные не собирали и не создавали.
Генеративный искусственный интеллект. При создании настоящей статьи технологии генеративного искусственного интеллекта не использовали.
Рассмотрение и рецензирование. Настоящая статья рассматривалась в порядке ускоренной процедуры (fast track). В рецензировании участвовали два внешних рецензента, член редакционной коллегии и научный редактор издания.

ADDITIONAL INFORMATION

Author contribution: I.O. Balunov: collection and analysis of literary sources, preparation and writing of the text of the article; A.S. Mikhalishchina: literature review, collection and analysis of literary sources, preparation and writing of the text of the article; A.A. Veneirn: literature review, collection and analysis of literary sources, writing the text and editing the article; O.S. Glazachev: literature review, collection and analysis of literary sources, writing the text and editing the article. All authors confirm that their authorship meets the international ICMJE criteria (all authors have made a significant contribution to the development of the concept, research and preparation of the article, read and approved the final version before publication).
Ethical expertise: Not applicable.
Funding sources: No funding.
Disclosure of interests: The authors have no relationships, activities or interests for the last three years related with for-profit or not-for-profit third parties whose interests may be affected by the content of the article.
Statement of originality: In creating this work, the authors did not use previously published information (text, illustrations, data).
Data availability statement: The editorial policy regarding data sharing does not apply to this work, and no new data was collected or created.
Generative AI: Generative AI technologies were not used for this article creation.
Provenance and peer-review: This article was reviewed in an expedited procedure (fast track). Two external reviewers, a member of the editorial board, and the scientific editor of the publication participated in the review.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | REFERENCES

1. Analytical report on the publication activity of Russian specialists at conferences in the field of artificial intelligence level A for the period from 2019 to 2023, part 1 (NCRII) [Internet]. Moscow: AI.GOV.RU; 2024 [cited 2025 Jan 24]. Available from: https://ai.gov.ru/knowledgebase/investitsionnaya-aktivnost/2024_analiticheskiy_otchet_po_publikacionnoy_aktivnosti_rossiyskih_specialistov_na_konferenciyah_v_oblasti_iskusstvennogo_intellekta_urovnya_a_za_period_s_2019_g_po_2023_g_chasty_1_ncrii/
2. Babu M, Lautman Z, Lin X, et al. Wearable devices: implications for precision medicine and the future of health care. *Annu Rev Med*. 2024;75:401–415. doi: 10.1146/annurev-med-052422-020437
3. SberMed. How digital physician assistants Top 3 and Aida help Moscow doctors [Internet]. 2023 Feb 9 [cited 2025 Jan 24]. Available from: https://sbermed.ai/kak-cifrovye-pomoschniki-vracha-top-3-i-aida-pomogayut-moskovskim-vracham
4. Rashidi HH, Pantanowitz J, Chamanzar A, et al. Generative artificial intelligence in pathology and medicine: a deeper dive. *Mod Pathol*. 2025;38(4):100687. doi: 10.1016/j.modpat.2024.100687
5. Boscardin CK, Gin B, Golde PB, Hauer KE. ChatGPT and generative artificial intelligence for medical education: potential impact and opportunity. *Acad Med*. 2024;99(1):22–27. doi: 10.1097/ACM.0000000000005439
6. Doron G, Genway S, Roberts M, Jasti S. Generative AI: driving productivity and scientific breakthroughs in pharmaceutical R&D. *Drug Discov Today*. 2025;30(1):104272. doi: 10.1016/j.drudis.2024.104272
7. Mojadeddi ZM, Rosenberg J. AI in medical research. *Ugeskr Laeger*. 2024;186(16):V08230532. doi: 10.61409/V08230532
8. Lenta.ru. Giga Chat passed the doctor's exam [Internet]. 2024 Feb 13 [cited 2025 Jan 24]. Available from: https://lenta.ru/news/2024/02/13/vracha/
9. Ong CS, Burattini L, Schena S. Editorial: Artificial intelligence in human physiology. *Front Physiol*. 2022;13:1075819. doi: 10.3389/fphys.2022.1075819
10. Cherkasov DYu, Ivanov VV. Machine learning. *Science, Technology and Education*. 2018;(5):85–87. EDN: XOPNID
11. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436–444. doi: 10.1038/nature14539
12. Vaswani N, Shazeer N, Parmar J, et al. Attention is all you need. *Neural Information Processing Systems*. 2017;(30):5998–6008.
13. Elyan E, Vuttipittayamongkol P, Johnston P, et al. Computer vision and machine learning for medical image analysis: recent advances, challenges, and way forward. *Art Int Surg*. 2022;2:24–45. doi 10.20517/ais.2021.15
14. Kelly BS, Judge C, Bollard SM, et al. Radiology artificial intelligence: a systematic review and evaluation of methods (RAISE). *Eur Radiol*. 2022;32(11):7998–8007. doi: 10.1007/s00330-022-08784-6
15. Grzybowski A, Jin K, Zhou J, et al. Retina fundus photograph-based artificial intelligence algorithms in medicine: a systematic review. *Ophthalmol Ther*. 2024;13(8):2125–2149. doi: 10.1007/s40123-024-00981-4
16. Beltrami EJ, Brown AC, Salmon PJM, et al. Artificial intelligence in the detection of skin cancer. *J Am Acad Dermatol*. 2022;87(6):1336–1342. doi: 10.1016/j.jaad.2022.08.028

17. Niazi MKK, Parwani AV, Gurcan MN. Digital pathology and artificial intelligence. *Lancet Oncol*. 2019;20(5):e253–e261. doi: 10.1016/S1470-2045(19)30154-8
18. Hassan C, Spadaccini M, Iannone A, et al. Performance of artificial intelligence in colonoscopy for adenoma and polyp detection: a systematic review and meta-analysis. *Gastrointest Endosc*. 2021;93(1):77–85.e6. doi: 10.1016/j.gie.2020.06.059
19. Attia ZI, Harmon DM, Behr ER, Friedman PA. Application of artificial intelligence to the electrocardiogram. *Eur Heart J*. 2021;42(46):4717–4730. doi: 10.1093/eurheartj/ehab649
20. Gusev AV, Artemova OR, Vasiliev YuA, Vladzymyrskyy AV. Integration of AI-based software as a medical device into Russian healthcare system: results of 2023. *National Health Care (Russia)*. 2024;5(2):17–24. doi: 10.47093/2713-069X.2024.5.2.17-24
21. Lee S, Kim HS. Prospect of artificial intelligence based on electronic medical record. *J Lipid Atheroscler*. 2021;10(3):282–290. doi: 10.12997/jla.2021.10.3.282
22. Juhn Y, Liu H. Artificial intelligence approaches using natural language processing to advance EHR-based clinical research. *J Allergy Clin Immunol*. 2020;145(2):463–469. doi: 10.1016/j.jaci.2019.12.897
23. Datta S, Bernstam EV, Roberts K. A frame semantic overview of NLP-based information extraction for cancer-related EHR notes. *J Biomed Inform*. 2019;100:103301. doi: 10.1016/j.jbi.2019.103301
24. Fu S, Lopes GS, Pagali SR, et al. Ascertainment of delirium status using natural language processing from electronic health records. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*. 2022;77(3):524–530. doi: 10.1093/gerona/glaa275
25. Topol EJ. As artificial intelligence goes multimodal, medical applications multiply. *Science*. 2023;381(6663):adk6139. doi: 10.1126/science.adk6139
26. Ralevski A, Taiyab N, Nossal M, et al. Using large language models to abstract complex social determinants of health from original and deidentified medical notes: development and validation study. *J Med Internet Res*. 2024;26:e63445. doi: 10.2196/63445
27. Hwang Y, Cornman AL, Kellogg EH, et al. Genomic language model predicts protein co-regulation and function. *Nat Commun*. 2024;15(1):2880. doi: 10.1038/s41467-024-46947-9
28. Rossi SH, Newsham I, Pita S, et al. Accurate detection of benign and malignant renal tumor subtypes with MethylBoostER: An epigenetic marker–driven learning framework. *Sci Adv*. 2022;8(39):eabn9828. doi: 10.1126/sciadv.abn9828
29. Jumper J, Evans R, Pritzel A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. *Nature*. 2021;596(7873):583–589. doi: 10.1038/s41586-021-03819-2
30. Abramson J, Adler J, Dunger J, et al. Accurate structure prediction of biomolecular interactions with AlphaFold 3. *Nature*. 2024;630(8016):493–500. doi: 10.1038/s41586-024-07487-w
31. Singh S, Kaur N, Gehlot A. Application of artificial intelligence in drug design: A review. *Comput Biol Med*. 2024;179:108810. doi: 10.1016/j.compbiomed.2024.108810
32. Kung TH, Cheatham M, Medenilla A, et al. Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-assisted medical education using large language models. *PLOS Digital Health*. 2023;2(2):e0000198. doi: 10.1371/journal.pdig.0000198
33. Lee P, Bubeck S, Petro J. Benefits, limits, and risks of GPT-4 as an AI chatbot for medicine. *N Engl J Med*. 2023;388(13):1233–1239. doi: 10.1056/NEJMsr2214184
34. CNews. Sechenov University developed an algorithm for diagnosing cardiovascular diseases using artificial intelligence [Internet]. 2024 Dec 25 [cited 2025 Jan 24]. Available from: https://corp.cnews.ru/news/line/2024-12-25_sechenovskij_universitet
35. Leo AJ, Schuelke MJ, Hunt DM, et al. Digital mental health intervention plus usual care compared with usual care only and usual care plus in-person psychological counseling for orthopedic patients with symptoms of depression or anxiety: cohort study. *JMIR Form Res*. 2022;6(5):e36203. doi: 10.2196/36203
36. Wei Z, Iyer MR, Zhao B, et al. Artificial intelligence-assisted comparative analysis of the overlapping molecular pathophysiology of alzheimer's disease, amyotrophic lateral sclerosis, and frontotemporal dementia. *Int J Mol Sci*. 2024;25(24):13450. doi: 10.3390/ijms252413450
37. Asencio A, Malingen S, Kooiker KB, et al. Machine learning meets Monte Carlo methods for models of muscle's molecular machinery to classify mutations. *Journal of General Physiology*. 2023;155(5):e202213291. doi: 10.1085/jgp.202213291
38. Peng D, Yue H, Tan W, et al. A bimodal feature fusion convolutional neural network for detecting obstructive sleep apnea/hypopnea from nasal airflow and oximetry signals. *Artif Intell Med*. 2024;150:102808. doi: 10.1016/j.artmed.2024.102808
39. Rush B, Celi LA, Stone DJ. Applying machine learning to continuously monitored physiological data. *J Clin Monit Comput*. 2019;33(5):887–893. doi: 10.1007/s10877-018-0219-z
40. Cai S, Li H, Zheng F, et al. Artificial intelligence velocimetry and microaneurysm-on-a-chip for three-dimensional analysis of blood flow in physiology and disease. *Proc Natl Acad Sci*. 2021;118(13):e2100697118. doi: 10.1073/pnas.2100697118
41. Soulage CO, Van Coppenolle F, Guebre-Egziabher F. The conversational AI "ChatGPT" outperforms medical students on a physiology university examination. *Adv Physiol Educ*. 2024;48(4):677–684. doi: 10.1152/advan.00181.2023
42. Favero TG. Using artificial intelligence platforms to support student learning in physiology. *Adv Physiol Educ*. 2024;48(2):193–199. doi: 10.1152/advan.00213.2023
43. Pereira MMCE, Padez CMP, Nogueira HGDSM. Describing studies on childhood obesity determinants by Socio-Ecological Model level: a scoping review to identify gaps and provide guidance for future research. *Int J Obes*. 2019;43(10):1883–1890. doi: 10.1038/s41366-019-0411-3
44. Allen B, Lane M, Steeves EA, Raynor H. Using explainable artificial intelligence to discover interactions in an ecological model for obesity. *Int J Environ Res Public Health*. 2022;19(15):9447. doi: 10.3390/ijerph19159447
45. Ojha KV, Griego DM, Kuliga S, et al. Machine learning approaches to understand the influence of urban environments on human´s physiological response. *Information Sciences*, 2019;474:154–169. doi: 10.1016/j.ins.2018.09.061
46. Wei CY, Chen PN, Lin SS, et al. Using machine learning to determine the correlation between physiological and environmental parameters and the induction of acute mountain sickness. *BMC Bioinformatics*. 2021;22(Suppl 5):628. doi: 10.1186/s12859-022-04749-0
47. Shen Y, Liu C, He H, et al. Recent Advances in Wearable Biosensors for Non-Invasive Detection of Human Lactate. *Biosensors (Basel)*. 2022;12(12):1164. doi: 10.3390/bios12121164
48. Kimball JP, Inan OT, Convertino VA, et al. Wearable sensors and machine learning for hypovolemia problems in occupational, military and sports medicine: physiological basis, hardware and algorithms. *Sensors*. 2022;22(2):442. doi: 10.3390/s22020442
49. Westphal A, Mrowka R. Special issue European Journal of Physiology: Artificial intelligence in the field of physiology and medicine. *Pflugers Arch*. 2025;477(4):509–512. doi: 10.1007/s00424-025-03071-x
50. Han J, Liu M, Shi J, Li Y. Construction of a machine learning model to estimate physiological variables of speed skating athletes under hypoxic training conditions. *J Strength Cond Res*. 2023;37(7):1543–1550. doi: 10.1519/JSC.0000000000004058
51. Snider DH, Linnville SE, Phillips JB, Rice GM. Predicting hypoxic hypoxia using machine learning and wearable sensors. *Biomed Signal Process Control*. 2022;71:103110. doi: 10.1016/j.bspc.2021.103110
52. Mazing MS, Zaitceva AY, Davydov RV. Application of the Kohonen neural network for monitoring tissue oxygen supply under hypoxic conditions. *J Phys*. 2021;2086:012116. doi: 10.1088/1742-6596/2086/1/012116
53. Dzhalilova D, Makarova O. Differences in tolerance to hypoxia: physiological, biochemical, and molecular-biological characteristics. *Biomedicines*. 2020;8(10):428. doi: 10.3390/biomedicines8100428
54. Leveque C, Mrakic Sposta S, Theunissen S, et al. Oxidative stress response kinetics after 60 minutes at different levels (10% or 15%) of normobaric hypoxia exposure. *Int J Mol Sci*. 2023;24(12):10188. doi: 10.3390/ijms241210188

55. Zembron-Lacny A, Tylutka A, Wacka E, et al. Intermittent hypoxic exposure reduces endothelial dysfunction. *Biomed Res Int*. 2020;2020:6479630. doi: 10.1155/2020/6479630

56. Hafner S, Beloncle F, Koch A, et al. Hyperoxia in intensive care, emergency, and peri-operative medicine: Dr. Jekyll or Mr. Hyde? A 2015 update. *Ann Intensive Care*. 2015;5(1):42. doi: 10.1186/s13613-015-0084-6

57. Gorni D, Finco A. Oxidative stress in elderly population: A prevention screening study. *Aging Medicine*. 2020;3(3):205–213. doi: 10.1002/agm2.12121

ОБ АВТОРАХ

***Венерин Андрей Андреевич;**
адрес: Россия, 119991, Москва, ул. Трубецкая, д. 8, стр. 2
ORCID: 0000-0002-8960-5772;
eLibrary SPIN: 8881-1892;
e-mail: venerin.andrey@gmail.com

Балунов Илья Олегович;
ORCID: 0009-0006-3400-9523;
eLibrary SPIN: 3434-2440;
e-mail: ilya@balunov.com

Михалищина Алина Сергеевна;
ORCID: 0000-0003-4028-6405;
eLibrary SPIN: 2134-6830;
e-mail: alina.mikhalishchina@gmail.com

Глазачев Олег Станиславович, д-р мед. наук, профессор;
ORCID: 0000-0001-9960-6608;
eLibrary SPIN: 6168-2110;
e-mail: glazachev_o_s@staff.sechenov.ru

AUTHORS' INFO

***Andrey A. Venerin;**
address: 8 Trubetskaya st, bild 2, Moscow, Russia, 119991;
ORCID: 0000-0002-8960-5772;
eLibrary SPIN: 8881-1892;
e-mail: venerin.andrey@gmail.com

Ilya O. Balunov;
ORCID: 0009-0006-3400-9523;
eLibrary SPIN: 3434-2440;
e-mail: ilya@balunov.com

Alina S. Mikhalishchina;
ORCID: 0000-0003-4028-6405;
eLibrary SPIN: 2134-6830;
e-mail: alina.mikhalishchina@gmail.com

Oleg S. Glazachev, MD, Dr. Sci. (Medicine), Professor;
ORCID: 0000-0001-9960-6608;
eLibrary SPIN: 6168-2110;
e-mail: glazachev_o_s@staff.sechenov.ru

* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author