

ISSN 2782-3806

ISSN 2782-3814 (Online)

УДК 004.8+616-073.75:616-006.484.04

## ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МР-НЕЙРОВИЗУАЛИЗАЦИИ. ВЗГЛЯД РЕНТГЕНОЛОГА

**Труфанов Г. Е., Ефимцев А. Ю.**

Федеральное государственное бюджетное учреждение «Национальный медицинский исследовательский центр имени В. А. Алмазова» Министерства здравоохранения Российской Федерации, Научный центр мирового уровня «Центр персонализированной медицины», Санкт-Петербург, Россия

**Контактная информация:**

Ефимцев Александр Юрьевич,  
ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова»  
Минздрава России,  
ул. Аккуратова, д. 2, Санкт-Петербург,  
Россия, 197341.  
E-mail: atralf@mail.ru

Статья поступила в редакцию 01.02.2023  
и принята к печати 15.02.2023.

### РЕЗЮМЕ

Искусственный интеллект (ИИ) в последние годы является предметом особого интереса в области лучевой диагностики. Специалисты считают, что развитие и внедрение технологий ИИ позволят повысить точность диагностики, ускорить получение объективной информации, снизить ее вариабельность и оптимизировать рабочий процесс диагностических подразделений ЛПУ. За прошедшие годы ИИ прошел путь от простых систем, основанных на определенных правилах, до сложных алгоритмов глубокого обучения, способных с высокой точностью анализировать медицинские изображения.

Несмотря на определенный прогресс, использование ИИ в медицинской визуализации все еще ограничено. Существует множество проблем, которые необходимо преодолеть, прежде чем его можно будет широко внедрить в клиническую практику. Например, для обучения алгоритмов ИИ требуется большое количество высококачественных аннотированных данных, а такие данные пока недоступны для основной части патологии и любого из методов визуализации. В этой статье рассмотрены возможности ИИ и некоторые из текущих проблем, связанных с применением ИИ в нейровизуализации.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, машинное обучение, МРТ, нейровизуализация, радиомика.

*Для цитирования:* Труфанов Г.Е., Ефимцев А.Ю. Технологии искусственного интеллекта в МР-нейровизуализации. Взгляд рентгенолога. Российский журнал персонализированной медицины. 2023; 3(1):6-17. DOI: 10.18705/2782-3806-2023-3-1-6-17.

# ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGY IN MR NEUROIMAGING. A RADIOLOGIST'S PERSPECTIVE

**Trufanov G. E., Efimtsev A. Yu.**

Almazov National Medical Research Centre, World-Class Research Centre for Personalized Medicine, Saint Petersburg, Russia

**Corresponding author:**

Efimtsev Aleksandr Yu.,  
Almazov National Medical Research Centre,  
Akkuratova str., 2, Saint Petersburg, Russia,  
197341.  
E-mail: atralf@mail.ru

Received 01 February 2022; accepted 15 February 2022.

## ABSTRACT

Artificial Intelligence (AI) has been the subject of particular interest in the field of radiology in recent years. Experts believe that the development and implementation of AI technologies will improve diagnostic accuracy, speed up the acquisition of objective information, reduce its variability, and optimize the workflow of diagnostic departments of medical institutions. Over the years, AI has evolved from simple rule-based systems to sophisticated deep-learning algorithms capable of analysing medical images with high accuracy.

Despite some progress, the use of AI in medical imaging is still limited. There are many challenges that need to be overcome before it can be widely adopted in clinical practice. For example, training AI algorithms require large amounts of high quality annotated data, and such data is not yet available for the bulk of pathology and any of the imaging techniques. This article looks at the possibilities of AI and some of the current challenges associated with the application of AI in neuroimaging.

**Keywords:** artificial intelligence, machine learning, fMRI, neuroimaging, radiomics.

*For citation: Trufanov GE, Efimtsev AY. Artificial intelligence technology in MR neuroimaging. A radiologist's perspective. Russian Journal for Personalized Medicine. 2023;3(1):6-17. (In Russ.) DOI: 10.18705/2782-3806-2023-3-1-6-17.*

**Список сокращений:** БА — болезнь Альцгеймера, ГО — гибридное обучение, ИИ — искусственный интеллект, МО — машинное обучение, МРТ — магнитно-резонансная томография, ЦСЖ — цереброспинальная жидкость, CAD (computer assisted diagnosis) — компьютер-ассистированная диагностика, CNN (convolutional neural network) — сверточная нейронная сеть, FLAIR (Fluid-attenuated inversion recovery) — импульсная последовательность инверсия–восстановление с ослаблением сигнала от жидкости.

## ВВЕДЕНИЕ

Искусственный интеллект (ИИ) в последние годы является предметом особого интереса в области лучевой диагностики. Специалисты считают, что развитие и внедрение технологий ИИ позволят повысить точность диагностики, ускорить получение объективной информации, снизить ее вариабельность и оптимизировать рабочий процесс диагностических подразделений ЛПУ. За прошедшие годы ИИ прошел путь от простых систем, основанных на определенных правилах, до сложных алгоритмов глубокого обучения, способных с высокой точностью анализировать медицинские изображения.

Применение ИИ в радиологии берет свое начало с 1980-х годов, когда были разработаны первые системы вспомогательной автоматизированной диагностики (CAD). Для классификации медицинских изображений эти системы использовали простые алгоритмы, такие как линейный дискриминантный анализ и деревья решений. В 1990-х и начале 2000-х годов ИИ в радиологии сосредоточился на разработке систем автоматизированного обнаружения (CAD), которые были предназначены для идентификации и выделения подозрительных областей на медицинских изображениях, например, на маммограммах. Эти системы были основаны на статистических моделях и методах распознавания образов, но окончательный диагноз все равно основывался на данных, предоставляемых врачом-рентгенологом (Wang и др., 2012 г.).

С появлением алгоритмов глубокого обучения ИИ за последние годы достиг значительного прогресса в лучевой диагностике. Такие алгоритмы глубокого обучения, как сверточные нейронные сети (CNN), способны автоматически оценить сложные особенности и взаимосвязи на медицинских изображениях, что позволяет им достигать высоких уровней точности в задачах классификации и сегментации изображений. Например, в исследовании Litjens и соавторов (2017 г.) было показано, что алгоритмы глубокого обучения (ГО)

превосходят традиционные алгоритмы машинного обучения (МО) в таких задачах, как классификация и сегментация патологических изменений на медицинских изображениях.

В последние годы ИИ и МО стали широко используемыми терминами, которые вызывают смешанные чувства у нейрорадиологов. Провокационные заявления работающих с данными лиц о том, что рентгенология устареет как специальность в течение следующих пяти лет и что утратится необходимость обучать врачей-рентгенологов, вызвали волнения среди специалистов в этой области в середине прошлого десятилетия. Однако прошло более пяти лет, а врачей лучевой диагностики еще не заменили алгоритмы, и, если не считать временного снижения нагрузки в связи с пандемией COVID, загрузка подразделений лучевой диагностики продолжает расти. Общее отношение ко взаимовыгодной роли ИИ в рентгенологии за последние годы стало более благоприятным как среди рентгенологов, так и среди специалистов по анализу данных (Litjens и др., 2017 г.).

Несмотря на определенный прогресс, использование ИИ в медицинской визуализации все еще ограничено. Существует множество проблем, которые необходимо преодолеть, прежде чем его можно будет широко внедрить в клиническую практику. Например, для обучения алгоритмов ИИ требуется большое количество высококачественных аннотированных данных, а такие данные пока недоступны для основной части патологии и любого из методов визуализации. Существуют также нюансы, связанные с этическими вопросами применения ИИ в медицинской визуализации, например, реализация возможностей обеспечения прозрачности и интерпретируемости алгоритмов ИИ (Wahid F. и др., 2021 г.).

Таким образом, несмотря на потенциальные преимущества, есть ряд задач, которые необходимо решить, прежде чем ИИ будет доступен для широкого использования (Wang X. и др., 2020 г.). В этой статье мы рассмотрим некоторые из текущих проблем, связанных с применением ИИ в нейровизуализации.

## ВОЗМОЖНОСТИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Одним из наиболее значимых преимуществ ИИ в нейровизуализации является его способность автоматизировать анализ сложных и больших объемов данных, что способствует повышению скорости и точности диагностики. Алгоритмы автоматизированного анализа изображений могут

выполнять широкий спектр задач, от выявления патологических изменений в структуре головного мозга до обнаружения «тонких» особенностей с целью проведения дифференциальной диагностики. В качестве примера используемых на сегодня программно-аппаратных средств и комплексов можно привести не один десяток разработок. Они имеют массу отличий, главным из которых является непосредственно архитектура алгоритма МО или ГО (Prastawa M., 2015 г.).

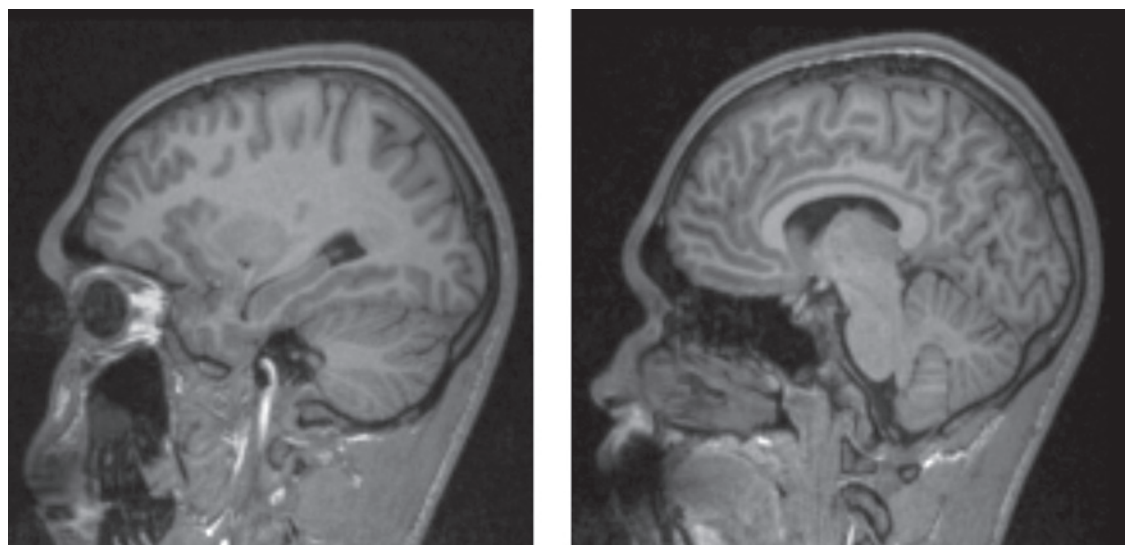
Одним из интересных примеров автоматизированного анализа изображений с помощью ИИ является использование алгоритмов глубокого обучения для выявления болезни Альцгеймера (БА). В настоящее время диагноз БА ставят на основе сочетания клинической оценки, когнитивных тестов и визуализационных исследований. Алгоритмы ИИ можно обучить анализировать данные магнитно-резонансной томографии (МРТ) головного мозга. Для этого используют специальную импульсную последовательность с высоким контрастом между серым и белым веществом и толщиной среза менее 1 мм — T1 MPRAGE (рис. 1).

На ее основе различные алгоритмы и классификаторы помогают найти наиболее характерные признаки, связанные с БА, а именно: атрофические изменения определенных отделов головного мозга. В одном из обзоров литературы, охватывающем период с 2009 по 2022 годы, были проанализированы исследования, в которых изучали нормальное старение, легкое когнитивное расстройство (МСИ) и деменцию (при БА) для прогнозирования перехода МСИ в БА (Frizzell T. O. и др., 2022 г.). Наилучшие результаты продемонстрировали алгоритмы

сверточных нейронных сетей на основе глубокого обучения (средневзвешенная точность 89 %), в отличие от логистической регрессии, метода опорных векторов и других методов ИИ (средневзвешенная точность 76–86 %). В основном, эти алгоритмы самостоятельно ищут различные признаки у предлагаемых наборов данных, что, кстати, позволяет решить две задачи: поиск биомаркеров заболевания и дифференциальная диагностика. Поскольку на сегодняшний день очевидно использование гибридного обучения, то есть метода, позволяющего контролировать решения, принимаемые нейронной сетью, на любом этапе ее обучения (Elmezain M. и др., 2022 г.), вышеуказанные задачи в ближайшем будущем теоретически могут быть решены в контексте практического применения для любой неопухолевой патологии головного мозга. На рисунке 2 представлен результат обработки данных МРТ с выделенными алгоритмом паттернами, характерными для прогрессирования БА (Charles R. Marshall, Ijeoma U., 2022 г.).

Но если определение «тонких» изменений и их взаимосвязей, позволяющих приблизиться к точной дифференциальной диагностике неопухолевых заболеваний головного мозга, пока находится на этапе отработки и поиска лучшей модели, то решение более простых или даже рутинных задач с помощью методов ИИ сегодня уже доступно. Здесь для обучения нейронных сетей по большей части используются методы полуавтоматической разметки данных.

Еще один пример — ишемический инсульт. Систематическим методом оценки ишемических изменений на бесконтрастных компьютерных то-



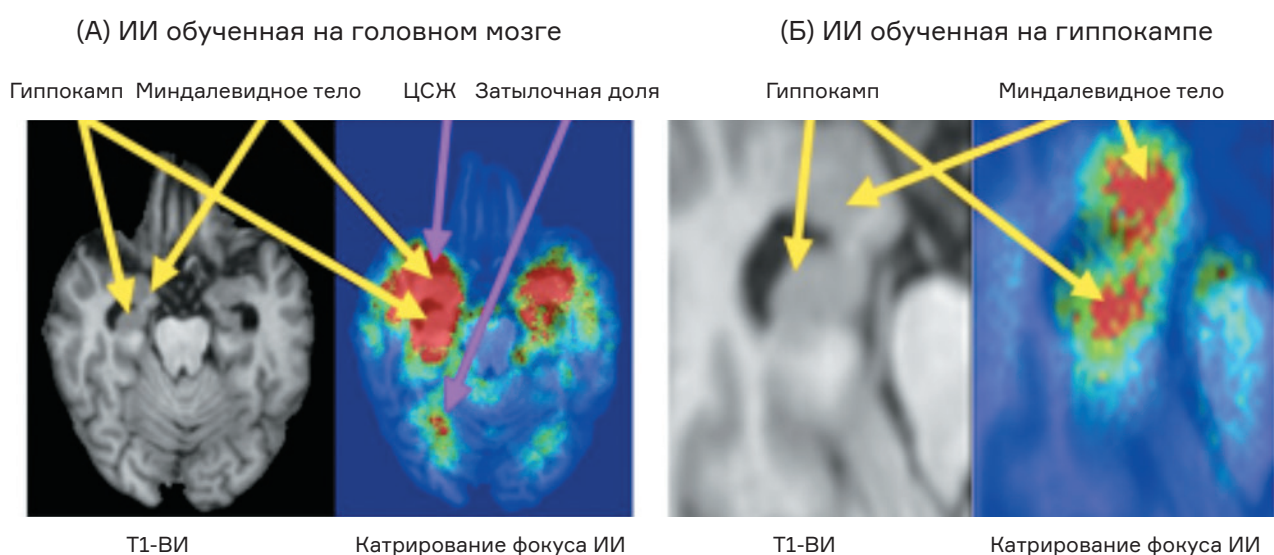
**Рис. 1. Импульсная последовательность T1 MPRAGE**

мограммах пациентов с острым ишемическим инсультом считается шкала ASPECTS (рис. 3). Однако для ее правильной интерпретации рентгенологу требуется достаточный опыт. За последние годы был предложен целый ряд автоматизированных методов ASPECTS, основанных на машинном обучении, для объективного и быстрого составления рекомендаций по баллам на основе данных бесконтрастной КТ (Cao Z. и др., 2022 г.). Их эффективность сопоставима с результатами работы опытных нейрорадиологов (Hoelter и др., 2020 г.; Naganuma и др., 2021 г.). Hoelter и соавторы пришли к выводу, что среди трех из самых распространенных на рынке программ для подсчета баллов (Syngo.via Frontier ASPECT Score Prototype V2, Brainomix e-ASPECTS и RAPID ASPECTS) наиболее высокая корреляция ( $r = 0,871$ ,  $p < 0,001$ ) была обнаружена между экспертной оценкой и Brainomix (программа e-ASPECTS) (Neuhaus и др., 2020 г.).

Главным эффектом от внедрения такого программного решения является скорость анализа данных и сокращение времени от поступления пациента в клинику с подозрением на ишемический инсульт до принятия решения о проведении тромболитической или тромбэкстракции. Ведь данные обрабатываются автоматически менее чем за минуту и доступны врачу-неврологу практически сразу после выполнения КТ-исследования, и это необходимо, чтобы иметь возможность попасть в «терапевтическое окно».

Еще одним из относительно проработанных на сегодня вариантов прикладного использования

технологий ИИ является сегментация опухолей головного мозга, в частности глиом. Примером ИИ здесь является подход на основе глубокого обучения, который использует 3D сверточную нейронную сеть для точной сегментации патологического образования на МР-томограммах. Сегментация опухолей головного мозга является задачей с высокой вычислительной сложностью, поскольку именно определение границ опухолевого поражения сегодня основная проблема. Конечно, даже со стандартным набором импульсных последовательностей на любом оборудовании МРТ врач может определить зону «патологического изменения МР-сигнала». Однако главная задача — установить зону инфильтрации опухолевыми клетками за пределами участка с измененными характеристиками перфузии или накопления контрастного вещества, типичную для глиом высокой степени злокачественности. Именно это невозможно выполнить даже с применением специальных методик МРТ, и именно в этой связи возможности ИИ здесь представляют очень большой интерес. По данным метаанализа S. Honoré d'Este и соавторов (2021 г.), комбинация мультипараметрической нейровизуализации с алгоритмами ИИ оказалась перспективной для выявления инфильтрации опухолевых клеток у пациентов с глиомами. Ученый Elmezain M. и его коллеги (2022 г.) в своей работе описали усовершенствованный процесс сегментации опухолей головного мозга с использованием комбинации алгоритмов, что позволило достичь высокой точности (Dice = 0,93) (рис. 4). Наличие таких эффектив-



**Рис. 2. Паттерны атрофических изменений с тепловой картой, отражающей фокус алгоритма ИИ при оценке данных изменений для классификации болезни Альцгеймера**

ных моделей, вероятно, позволит оптимизировать границы резекции опухоли и усовершенствовать планирование лучевой терапии.

Четыре входных модальности в верхнем ряду (T1, T1+CE, FLAIR, T2). В нижнем ряду показаны результаты сегментации с использованием нейронных сетей CapsNet, CapsNet + LDCRF и CapsNet + LDCRF + постобработка. Красным цветом картирована зона некроза, зеленым — отек, синим — зона без контрастного усиления и желтым — зона с контрастным усилением.

Кроме этого, точное определение типа опухоли головного мозга имеет значение для эффективного лечения. Одним из примеров является система на основе глубокого обучения, которая может точно классифицировать опухоли мозга по различным категориям, включая глиомы низкой и высокой степени злокачественности. Было показано, что эта система превосходит традиционные методы клас-

сификации по точности и может помочь рентгенологам проводить более точную и эффективную дифференцировку патологических образований (Arabahmadi M. и др., 2022 г.).

Сегодня здравоохранение в целом находится на стадии трансформации из аналогового в цифровое, и достижения в области персонализированной медицины революционизировали способы оказания медицинской помощи. Нейровизуализация на основе ИИ играет особо важную роль в этой трансформации. Персонализированная медицина предполагает адаптацию тактики лечения к индивидуальным особенностям каждого пациента, включая генетические, экологические факторы и образ жизни. Обнаружение биомаркеров на основе искусственного интеллекта — это важнейший шаг в развитии персонализированной медицины. Методы на основе ИИ могут помочь в обнаружении новых биомаркеров на основе данных нейро-



**Рис. 3. Иллюстрация результатов бесконтрастной КТ, карт параметров СТР и МРР и интерфейса программного обеспечения для оценки ишемического инсульта, согласно ASPECTS**

визуализации, определить тренд прогнозирования течения заболеваний (Zhang и др., 2021 г.).

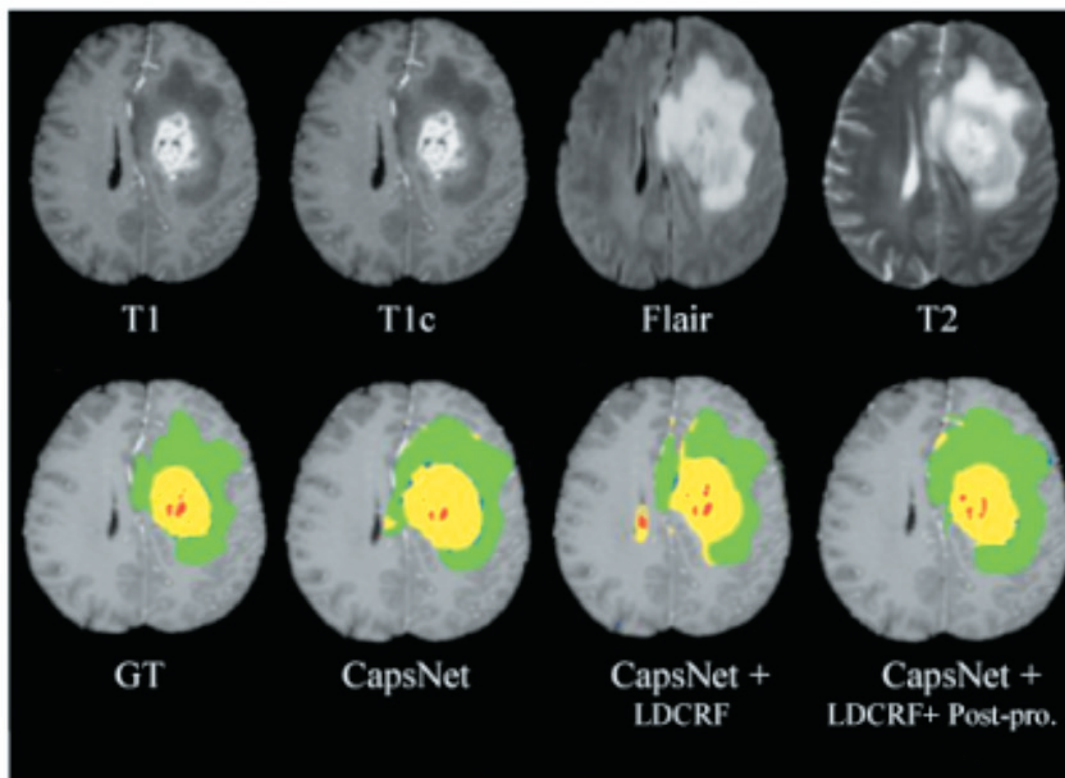
Одно из развивающихся ключевых направлений здесь — радиомика. Это область исследований, которая включает определение количественных характеристик медицинских изображений, в том числе данных нейровизуализации. Методы на основе ИИ помогают извлечь радиономические признаки и дать новое представление об особенностях каждого пациента. Например, ученые применяют алгоритмы МО для обработки МР-томограмм пациентов с опухолями головного мозга и определения визуализационных биомаркеров, которые позволяют идентифицировать тип опухоли (Liu и др., 2021 г.). Это помогает разрабатывать технологии персонализированного лечения для пациентов с опухолями головного мозга.

Еще одним преимуществом использования искусственного интеллекта (ИИ) в нейровизуализации является повышение эффективности и снижение нагрузки на врачей-рентгенологов. Автоматизированные решения для рутинного диагностического процесса позволят освободить время врачей-рентгенологов для выполнения более сложных и важных задач. Так, автоматическое измерение объема опухолевого поражения или оча-

говой загрузки экономит значительное количество времени за рабочую смену. Это в свою очередь приводит к повышению эффективности и снижению рабочей нагрузки на рентгенологов, позволяя им обрабатывать больший объем исследований.

### ПРОБЛЕМНЫЕ АСПЕКТЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В НЕЙРОВИЗУАЛИЗАЦИИ

По мнению различных специалистов, ИИ в ближайшем будущем способен произвести революцию в нейровизуализации, однако существует ряд общих проблем и нерешенных задач, которые пока отделяют желаемое от действительного. Основными являются отсутствие стандартизации при разработке и проверке алгоритмов, отсутствие «прозрачности» в работе алгоритмов, предвзятость алгоритмов ИИ (алгоритмическая сегрегация), проблемы конфиденциальности и безопасности данных, а также этические вопросы вынесения заключений с использованием технологий ИИ. Однако одной из самых больших проблем, с которыми столкнулась тематика ИИ в медицинской визуализации, является отсутствие разнообразных и высококачественных данных (Shan и др., 2018 г.). Эффективность моделей ИИ в значительной



**Рис. 4. Результаты сегментации патологического образования на МР-изображениях по набору данных MICCAI BRATS 2015**

степени зависит от качества и количества данных, используемых для их обучения (Нои и др., 2018 г.), а нехватка разнообразных аннотированных данных медицинской визуализации ограничивает обобщаемость моделей ИИ (Bermúdez и др., 2019 г.) и приводит к генерации моделей, которые могут неточно отражать изменчивость и сложность реальной медицинской визуализации (Litjens и др., 2017 г.). В своем исследовании Shan и соавторы (2018 г.) показали, что модели ИИ, обученные на ограниченном наборе данных МРТ, работают значительно хуже с данными, полученными при многоцентровых исследованиях. Следует отметить, что на сегодняшний день вопрос с количеством разнообразных данных частично решен, по крайней мере, что касается данных КТ и МРТ головного мозга для выявления часто встречаемой патологии.

В настоящее время не существует единого мнения относительно оптимальных методов разработки и проверки алгоритмов ИИ для нейровизуализации. Это может привести к несогласованности в работе алгоритмов. Отсутствие стандартизации может затруднить сравнение различных алгоритмов ИИ для определения наиболее эффективных в рамках практического применения (Ongena Y. P. и др., 2020 г.).

Поэтому усилия большого количества исследований сегодня направлены преимущественно на стандартизацию процессов создания моделей ИИ для лучевой диагностики, с целью облегчить их интеграцию в клиническую практику. Большинство таких процессов состоит из множества этапов, включающих получение изображений и постобработку. При изучении методов построения моделей становится очевидно, что на каждом этапе формирования конечной модели существует высокая вариабельность среди исследований, в особенности использующих «радиомический» подход. Ключевыми этапами здесь являются: демографические данные пациентов, критерии отбора пациентов, дизайн отбора пациентов, данные молекулярной генетики, получение изображений, предварительная обработка изображений, сегментация зоны патологических изменений, извлечение радиомических признаков и вычисления в рамках машинного обучения. Даже минимальное изменение в одном или нескольких из этих этапов может привести к различиям в точности и воспроизводимости модели (Bernal J. и др., 2022 г.).

Из-за таких методологических вариаций зачастую трудно оценить преимущества модели путем прямого сравнения точности. Также неясно, могут ли результаты исследования быть применены к данным, полученным в другом учреждении

на другом оборудовании. Наконец, значительно осложняет определение воспроизводимости МО отсутствие достаточного описания методологии в опубликованных исследованиях. Негативный вклад сюда вносит скорость развития и применения методов радиомики, из-за которой отсутствует стандартизированный подход к анализу данных и отчетности (Traverso A. и др., 2018 г.). Таким образом, необходима разработка и внедрение стандартных методов визуализации и получения данных, что поможет снизить вариативность, ограничивающую обобщенность данных.

Еще одним проблемным аспектом использования ИИ в нейровизуализации является отсутствие «прозрачности» в работе алгоритмов. Термин «прозрачность» охватывает в своей основе вопросы, связанные с использованием ИИ, такие как интерпретируемость, конфиденциальность, безопасность, справедливость и интеллектуальная собственность. Многие алгоритмы ИИ используют математические модели, которые сложно интерпретировать врачам лучевой диагностики, что затрудняет понимание того, как алгоритмы «ставят диагноз», затрудняет выявление и исправление ошибок в алгоритмах и может привести к ошибкам диагностики. Врачи лучевой диагностики не спешат использовать самые мощные из доступных модели ИИ, поскольку они представляют из себя так называемый «черный ящик», решения и рекомендации которого могут быть не полностью понятны. Кроме того, реализация «ответственности» систем ИИ в тех случаях, когда они совершают ошибки — например, из-за алгоритмической предвзятости, — на сегодняшний день невозможна (Davenport T. и др., 2019 г.). Отсутствие доверия, компромисса и готовности всех заинтересованных сторон мешает внедрению систем ИИ в клиническую практику (Ho P. S. и др., 2019 г.; Gerke S. и др., 2020 г.; WHO, 2021 г.; Martinho A. и др., 2021 г.; Schönberger D., 2019 г.; Manne R. И др., 2021 г.).

Arrieta A. B. и коллеги (2020 г.) утверждают, что проблемы коммуникации между заинтересованными сторонами делают большинство работ недоступными для конечных пользователей и снижают вероятность дальнейшего их развития, и обсуждают, как несоответствие между открытыми исследованиями и целями отрасли в области защиты интеллектуальной собственности способствует отсутствию воспроизводимости и открытости.

Чтобы справиться с этой ситуацией, по мнению ученых, необходимо вовлекать в исследовательский процесс как врачей, так и пациентов, создавать и продвигать инициативы в области открытой науки, которые приведут к улучшению отчетно-

сти, обмена данными и воспроизводимости. Так, Human Connectome Project (2013 г.), а также Mazo и соавторы (2021 г.) приводят данные о недостаточной трансляции исследований рака в клиническую практику, подчеркивая, что этот шаг остается трудным, отчасти из-за опасений по поводу валидации и отчетности, поскольку медицинские ошибки, допущенные необъективным или дефектным ИИ, могут привести к неблагоприятным последствиям. Sajadian и коллеги (2021 г.) обнаружили, что, несмотря на перспективность ИИ в прогнозировании результатов лечения (депрессии), методологическое качество исследований на основе ИИ неоднородно, а те из них, в которых представлены слишком оптимистичные результаты, часто характеризуются недостаточной валидностью.

Таким образом, вопросы, связанные с «прозрачностью» алгоритмов ИИ, стали серьезной задачей, которую необходимо решить для борьбы с «недоверием» медицинского сообщества к ИИ (Wahid F., Alsaied T., 2021 г.).

Еще одним проблемным аспектом использования ИИ в нейровизуализации является «предвзятость» алгоритмов ИИ. Они могут быть обучены на необъективных данных, что может привести к неправильной диагностике и лечению. Например, если алгоритм ИИ обучается на наборе данных, содержащем непропорционально большое количество изображений представителей определенной демографической группы, алгоритм может быть настроен на более точную диагностику заболеваний этой группы населения и менее точную диагностику заболеваний других групп населения (Zech J., 2018 г.).

Существует также ряд рисков информационной безопасности и конфиденциальности, связанных с ИИ, которые включают утечку, взлом и неправомерное использование данных (Kotsiantis и др., 2019 г.). Для обеспечения безопасного и этичного использования ИИ в лучевой диагностике требуется проработка четкой политики и создание руководящих основ сохранения конфиденциальности, а также обеспечение обучения и подготовки медицинских работников, что обсуждалось в исследовании Gulshan и коллег еще в 2016 году, однако спустя почти 10 лет проблема все еще актуальна.

Наконец, возникает вопрос о том, кто несет ответственность за результаты медицинских диагнозов, поставленных на основе данных о патологических изменениях, выявленных с помощью ИИ (O'Neil C., 2016 г.). Нормативная база для медицинского ИИ все еще развивается, и существует недостаток стандартизации в отношении валидации, развертывания, тестирования и внедрения моделей

ИИ (Litjens и др., 2017 г.). Что касается организации и регуляции взаимодействия искусственного интеллекта с врачом и пациентом, на сегодняшний день в России действует законодательство — статья 98 323-ФЗ «Об основах охраны здоровья граждан в Российской Федерации». Медицинские информационные системы, использующие ИИ для интерпретации медицинских данных с результатом, влияющим на принятие врачебного решения, классифицируются как медицинские изделия, согласно критериям информационного письма Росздравнадзора от 13.02.2020 № 02И-297/20, и их необходимо регистрировать в установленном порядке. Таким образом, врач лучевой диагностики становится субъектом обращения медицинских изделий с обязанностями по оценке их безопасности и вытекающей отсюда ответственностью (Гусев А. В. и др., 2021 г.; Карпов О. Э. и др., 2020 г.).

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение ИИ сегодня — это основной тренд в лучевой диагностике и, в частности, в нейровизуализации. Возможности использования этих технологий сосредоточены на совершенствовании существующих и создании новых алгоритмов МО, позволяющих более эффективно и точно диагностировать патологические изменения на изображениях, сокращая вмешательство человека, особенно в трудоемкие рутинные задачи визуализации. Эти новые горизонты тесно связаны с достижениями в компьютерных науках, включая как программные, так и аппаратные компоненты, а также с созданием больших и хорошо организованных медицинских баз данных. Большинство доступных сегодня МО-фреймворков являются бесплатными и с открытым исходным кодом: Caffe, Tensorflow, Apache MXNet или Torch. Эти фреймворки обеспечивают эффективные многопоточные реализации обычных операций в МО, что стимулирует развитие новых проектов (Noguerol T. и др., 2019 г.). Именно изображения и структурированные клинические данные на сегодня являются основными источниками информации для МО. Разработчики и исследователи технологий ИИ предполагают, что внедрение ИИ в практику улучшит научную и лечебную деятельность в нейроонкологии.

Несколько внешних факторов препятствуют широкому внедрению методов МО в медицинскую визуализацию. Одной из основных причин нежелания лучевых диагностов внедрять МО является своего рода недоверие, связанное с непрозрачностью работы алгоритмов МО, использующих так называемые системы «черного ящика». Эти си-

стемы препятствуют оптимальному отслеживанию шагов, необходимых для четкого понимания специалистом последовательности «вход–алгоритм–выход», и поэтому упираются в определенные этические и юридические аспекты.

Внешнее же восприятие со стороны широкой общественности и медицинского сообщества заключается в том, что алгоритмы и машины не способны обеспечить более точную диагностику, чем врачи лучевой диагностики. Более того, подавляющее большинство рентгенологических задач на данный момент не могут быть решены с помощью только лишь алгоритмов МО. Например, интервенционные задачи (диагностические и терапевтические) являются почти исключительной областью деятельности врачей.

Валидация различных потенциальных приложений МО также является сложной и трудоемкой задачей, и это одна из основных причин, препятствующих внедрению МО. Почти все результаты алгоритмов МО нуждаются в проверке специалистами для подтверждения или опровержения рекомендаций, сгенерированных программным обеспечением. Отсутствие интегрированных решений от промышленности для внедрения МО на рабочие станции или в обычную PACS-систему создает большие трудности для внедрения МО в общую клиническую практику. Без интеграции использование методов МО практически невозможно. Это разнообразие приводит к отсутствию консенсуса на многих этапах, что является проблемой, которую необходимо преодолеть в ближайшем будущем.

В заключение следует упомянуть один из главных вопросов, который по-прежнему задают многие специалисты: «Заменит ли ИИ врача-рентгенолога?» На него пока никто не может дать однозначный ответ. Поскольку важно понимать срок, о котором идет речь, и степень «замены». До сих пор не изучен эффект от применения ИИ, и каждая последующая итерация апробационных мероприятий несет в себе новые непредсказуемые изменения. Ведь все равно в основе оценки систем с ИИ лежит человеческое восприятие, выражающееся в своего рода доверии к той или иной системе ИИ. Работы по прогнозированию эффективности, хоть и имеют место, но, по мнению специалистов, являются нецелесообразными, ведь они занимают значительное количество времени и попросту не успевают за разработками новых решений с ИИ, которые в свою очередь ведутся непрерывно, и их количество продолжает расти. Одно известно достоверно, по аналогии с ситуацией внедрения ИИ в экономическую сферу (Bickley S. J., 2022 г.), главным по-прежнему остается человек.

## Конфликт интересов / Conflict of interest

Авторы заявили об отсутствии потенциального конфликта интересов. / The authors declare no conflict of interest.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Гусев А.В., Морозов С.П., Кутичев В.А., Новицкий Р.Э. Нормативно-правовое регулирование программного обеспечения для здравоохранения, созданного с применением технологий искусственного интеллекта, в Российской Федерации. Медицинские технологии. Оценка и выбор. 2021;43(1):36–45. <https://doi.org/10.17116/medtech20214301136>
2. Карпов О.Э., Пензин О.В., Веселова О.В. Организация и регуляция взаимодействия искусственного интеллекта с врачом и пациентом. Вестник Национального медико-хирургического центра им. Н. И. Пирогова. 2020, т. 15, № 2. DOI: 10.25881/BPNMSC.2020.73.34.027.
3. Cao Z, Xu J, Song B, et al. Deep learning derived automated ASPECTS on non-contrast CT scans of acute ischemic stroke patients. Human Brain Mapping. 2022;43(10): 3023–3036. <https://doi.org/10.1002/hbm.25845>
4. Alzheimer's Association. Alzheimer's & Dementia: The Journal of the Alzheimer's Association. 2021. <https://www.alz.org/alzheimers-dementia>
5. Antoniadis AM, Du Y, Guendouz Y, et al. Current Challenges and Future Opportunities for XAI in Machine Learning-Based Clinical Decision Support Systems: A Systematic Review. Appl. Sci. 2021;11:5088.
6. Arabahmadi M, Farahbakhsh R, Rezazadeh J. Deep Learning for Smart Healthcare-A Survey on Brain Tumor Detection from Medical Imaging. Sensors (Basel). 2022 Mar 2;22(5):1960. DOI: 10.3390/s22051960.
7. Arrieta AB, Díaz-Rodríguez N, Del Ser J, et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Inf. Fusion 2020; 58: 82–115.
8. Bernal J, Mazo C. Transparency of Artificial Intelligence in Healthcare: Insights from Professionals in Computing and Healthcare Worldwide. Applied Sciences. 2022; 12(20):10228. <https://doi.org/10.3390/app122010228>
9. Bickley SJ, Chan HF, Torgler B. Artificial intelligence in the field of economics. Scientometrics. 2022;127:2055–2084. <https://doi.org/10.1007/s11192-022-04294-w>
10. Cai H, Jin X. Data Privacy and Security in AI for Medical Imaging: A Review. Journal of Healthcare Engineering. 2019;1–12. <https://doi.org/10.1155/2019/4084297>

11. Cai W, Fan Y. Deep learning in medical imaging: general overview and future promise. *Journal of Medical Systems*. 2019; 43(10):427.
12. Marshall CR, Uchegbu I. Artificial intelligence for detection of Alzheimer's disease: demonstration of real-world value is required to bridge the translational gap, *The Lancet Digital Health*, Volume 4, Issue 11, 2022, Pages e768–e769, ISSN 2589-7500, [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00190-X](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00190-X).
13. Davenport T, Kalakota R. The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthc. J*. 2019;6:94–98.
14. Elmezain M, Mahmoud A, Mosa DT, Said W. Brain Tumor Segmentation Using Deep Capsule Network and Latent-Dynamic Conditional Random Fields. *Journal of Imaging*. 2022; 8(7):190. <https://doi.org/10.3390/jimaging8070190>
15. Frizzell TO, Glashutter M, Liu CC, et al. Artificial intelligence in brain MRI analysis of Alzheimer's disease over the past 12 years: A systematic review. *Ageing Res Rev*. 2022 May;77:101614. DOI: 10.1016/j.arr.2022.101614. Epub 2022 Mar 28. PMID: 35358720)
16. Garbin G, Bizzi A, Landini L, Borghi R. Deep learning in medical imaging: Overview and future promises of an exciting new technique. *Insights into Imaging*. 2020;11(3):139. <https://doi.org/10.1186/s13244-020-00847-1>
17. Gerke S, Minssen T, Cohen G. Ethical and Legal Challenges of Artificial Intelligence-Driven Health Care. In *Artificial Intelligence in Healthcare*, 1st ed.; Bohr, A., Memarzadeh, K., Eds.; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2020; pp. 295–336.
18. Gulshan V, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. *JAMA* 316, 2402–2410 (2016).
19. Gur D, Bilgic B, van Bavel JJ. The use of artificial intelligence in neuroimaging. *JAMA Neurology*. 2020;77(4):427–434.
20. Gutman B, Ikram MA, Fenema PJ. Artificial intelligence in radiology: Past, present and future. *European Radiology*. 2019;29(7):4071–4081. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06065-1>
21. Ho PS, Young-Hak K, Young LJ, et al. Ethical challenges regarding artificial intelligence in medicine from the perspective of scientific editing and peer review. *Sci. Ed*. 2019;6:91–98.
22. Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Med Image Anal*. 2017;42:60–88.8.
23. Manne R, Kantheti SC. Application of Artificial Intelligence in Healthcare: Chances and Challenges. *Curr. J. Appl. Sci. Technol*. 2021;40:78–89.
24. Martinho A, Kroesen M, Chorus C. A healthy debate: Exploring the views of medical doctors on the ethics of artificial intelligence. *Artif. Intell. Med*. 2021;121:102190.
25. Noguerol T, Paulano-Godino F, Martín-Valdivia M, et al. Strengths, Weaknesses, Opportunities, and Threats Analysis of Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Radiology. *Journal of the American College of Radiology*. 2019;16:1239–1247. DOI: 10.1016/j.jacr.2019.05.047.
26. O'Neil C. *Weapons of Math Destruction: How Big Data Increases Inequality and Threatens Democracy*. Crown Publishing Group. 2016.
27. Ongena YP, Haan M, Yakar D, Kwee TC. Patients' views on the implementation of artificial intelligence in radiology: development and validation of a standardized questionnaire. *Eur Radiol*. 2020 Feb;30(2):1033–1040. DOI: 10.1007/s00330-019-06486-0B.
28. Pesapane F, Codari M, Sardanelli F. Artificial intelligence in medical imaging: threat or opportunity? Radiologists again at the forefront of innovation in medicine. *Eur Radiol Exp*. 2018;2(1):35.
29. Prastawa M, Balu N, Kakadiaris IA. Machine learning and neuroimaging. *Neuroimage*. 2015;123, 111–124.
30. Sajjadian M, Lam RW, Milev R, et al. Machine learning in the prediction of depression treatment outcomes: A systematic review and meta-analysis. *Psychol. Med*. 2021, 1–10.
31. Schönberger D. Artificial intelligence in healthcare: A critical analysis of the legal and ethical implications. *Int. J. Law Inf. Technol*. 2019;27:171–203.
32. Traverso A, Wee L, Dekker A, Gillies R. Repeatability and reproducibility of radiomic features: a systematic review. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*. 2018;102(4):1143–1158.
33. Van Essen DC, Smith SM, Barch DM, Behrens TE, Yacoub E, Ugurbil K. Consortium, W.M.H. The WU-Minn human connectome project: An overview. *Neuroimage* 2013;80:62–79.
34. Wahid F, Alsaied T. Transparent AI in Medical Imaging: A Review. *Journal of Healthcare Engineering*. 2021: 1–17. <https://doi.org/10.1155/2021/1906314>
35. Wang X, Liu J, Wang Y, Lu L, Shen D. Deep learning in medical imaging: General overview and future promise. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*. 2020;8, 663. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.00663>
36. WHO. *Health Ethics & Governance of Artificial Intelligence for Health*; World Health Organization: Geneva, Switzerland, 2021; p. 150.
37. Wu Y, Fan Y, Wang Y, Shen D. Deep learning in medical image analysis. *Annual Review of Biomedical Engineering*. 2019;21:221–248.
38. Zech J. Bias in AI: A Problematic Aspect of AI in Medical Imaging. *Journal of Medical Systems*. 2018;42(8):300. <https://doi.org/10.1007/s10916-018-0958-x>

39. Zhang X, Liu J, Lu L, Shen D. Deep learning-based prognosis prediction for brain tumors using MRI. *Medical Image Analysis*. 2021;66, 101957. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.101957>

40. Zhang X, Ding J. Artificial intelligence in medical imaging: A review. *Journal of Medical Systems*. 2019;43(10):445. <https://doi.org/10.1007/s10916-019-1399-0>

41. Wang S, Summers RM. Machine learning and radiology. *Med ImageAnal* 2012;16:933–51.3.

#### **Информация об авторах:**

Труфанов Геннадий Евгеньевич, д.м.н., профессор, заведующий НИО лучевой диагностики, заведующий кафедрой лучевой диагностики и медицинской визуализации ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Ефимцев Александр Юрьевич, к.м.н., доцент кафедры лучевой диагностики и медицинской визуализации, ведущий научный сотрудник НИЛ лучевой визуализации ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России, ведущий научный сотрудник НИЛ лучевой визуализации, ведущий научный сотрудник группы персонифицированного лечения постмастэктомического синдрома НЦМУ «Центр персонализированной медицины».

#### **Author information:**

Trufanov Gennadiy E., MD, PhD, professor, chief researcher of the Radiation Diagnostics Research Department, head of Radiation Diagnostics and Medical Imaging Department, Almazov National Medical Research Centre;

Efimtsev Aleksandr Yu., PhD, Associate Professor of Radiation Diagnostics and Medical Imaging Department, leading researcher of Radiation Diagnostics Research Laboratory, Almazov National Medical Research Centre. Leading Researcher of the Research Laboratory of Radiation Imaging, Leading Researcher of the Group for Personalized Treatment of Postmastectomy Syndrome, National Center for Personalized Medicine.