



ISSN 1607-0763 (Print); ISSN 2408-9516 (Online)
<https://doi.org/10.24835/1607-0763-1500>

Медицинская визуализация и искусственный интеллект при радиотерапии злокачественных опухолей

© Панышин Г.А.^{1*}, Нуднов Н.В.^{1, 2, 3}

¹ ФГБУ «Российский научный центр рентгенодиагностики» Минздрава России; 117997 Москва, ул. Профсоюзная, д. 86, Российская Федерация

² ФГБОУ ДПО «Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования» Минздрава России; 125993 Москва, ул. Баррикадная, д. 2/1, стр. 1, Российская Федерация

³ ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы» Минобрнауки России; 117198 Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6, Российская Федерация

Слияние искусственного интеллекта с медицинской визуализацией является, несомненно, прогрессивным новаторским процессом в современном развитии отечественного здравоохранения, позволяющим обеспечивать беспрецедентную точность и эффективность при диагностике и планировании специального лечения различных заболеваний, в том числе и злокачественных опухолей.

При этом подходы искусственного интеллекта, особенно в области клинического применения радиотерапевтических методик, распространяются все шире и переходят из сферы специализированных исследований в сферу уже принятой традиционной клинической практики.

Цель исследования: проанализировать подходы искусственного интеллекта в области клинического применения радиотерапевтических методик противоопухолевого лечения злокачественных опухолей.

Заключение. Дальнейшее развитие искусственного интеллекта предусматривает обеспечение вариантов профилактики, диагностики и лечения онкологических больных на фоне постоянного повышения точности в их реализации, в том числе и содействие в оптимизации радиотерапевтического лечения злокачественных новообразований.

Ключевые слова: обзор; медицинская визуализация; искусственный интеллект; злокачественные опухоли; радиотерапевтическое лечение

Авторы подтверждают отсутствие конфликтов интересов.

Для цитирования: Панышин Г.А., Нуднов Н.В. Медицинская визуализация и искусственный интеллект при радиотерапии злокачественных опухолей. *Медицинская визуализация*. 2025; 29 (2): 116–126.
<https://doi.org/10.24835/1607-0763-1500>

Поступила в редакцию: 05.09.2024. Принята к печати: 28.10.2024. Опубликовано online: 17.01.2025.

Medical imaging and artificial intelligence in radiotherapy of malignant tumors

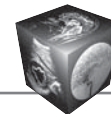
Georgy A. Panshin^{1*}, Nikolay V. Nudnov^{1, 2, 3}

¹ Russian Scientific Center of Roentgenradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; 86, Profsoyusnaya str., Moscow 117997, Russian Federation

² Russian Medical Academy of Continuous Professional Education of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; 2/1-1, Barrikadnaya str., Moscow 125993, Russian Federation

³ Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba; 6, Miklukho-Maklay str., Moscow 117198, Russian Federation

The fusion of artificial intelligence with medical imaging is undoubtedly a progressive innovative process in the modern development of domestic healthcare, which allows for unprecedented accuracy and efficiency in the diag-



nosis and planning of special treatment of various diseases, including malignant tumors. At the same time, artificial intelligence approaches, especially in the field of clinical application of radiotherapy techniques, are spreading more widely and moving from the field of specialized research to the field of already accepted traditional clinical practice.

Purpose of the study: to analyze the approaches of artificial intelligence in the field of clinical application of radiotherapy techniques for the antitumor treatment of malignant tumors.

Conclusion. The further development of artificial intelligence provides for the provision of options for the prevention, diagnosis and treatment of cancer patients against the background of a constant increase in accuracy in their implementation, including assistance in optimizing radiotherapeutic treatment of malignant neoplasms.

Keywords: review; medical imaging; artificial intelligence; malignant tumors; radiotherapy treatment

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest. The study had no sponsorship.

For citation: Panshin G.A., Nudnov N.V. Medical imaging and artificial intelligence in radiotherapy of malignant tumors. *Medical Visualization*. 2025; 29 (2): 116–126. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1500>

Received: 05.09.2024.

Accepted for publication: 28.10.2024.

Published online: 17.01.2025.

Введение

Слияние искусственного интеллекта (ИИ) с медицинской визуализацией является, несомненно, прогрессивным новаторским процессом в современном развитии отечественного здравоохранения, позволяющим обеспечивать беспрецедентную точность и эффективность при диагностике и планировании специального лечения различных заболеваний, в том числе и злокачественных опухолей. При этом медицинская визуализация на базе ИИ в настоящее время совершает поистине своего рода революцию в сфере клинической онкологии, помогая врачам предоставлять своим пациентам более точные, обоснованные и персонализированные варианты диагностики, подготовки и проведения специального противоопухолевого лечения, в том числе и с применением современных высокотехнологичных радиотерапевтических технологий.

В этом плане подходы ИИ, особенно в области клинического применения радиотерапевтических методик, распространяются все шире и переходят из сферы специализированных исследований в сферу уже принятой традиционной клинической практики.

Автоматизация и анализ больших клинических данных открыли новую эру лечения онкологических больных с убедительной точностью и прогнозированием конечных результатов специального лечения. При этом продолжающееся увеличение вычислительной мощности вместе с повышением прецизионности специального лечения злокачественных опухолей может привести к значительному прогрессу в улучшении результатов неинвазивного эффективного терапевтического воздействия на онкологических больных и, как окончательный результат, увеличению продолжительности их жизни.

В целом интеграция ИИ с современными технологиями радиотерапии может ознаменовать бес-

прецедентные передовые изменения в области клинической онкологии.

В данной статье кратко обобщается использование ИИ в радиотерапии с упором на точку зрения клинициста, а не на технические аспекты разработки ИИ.

Основная часть

11 октября 2019 г. Президент России В.В. Путин подписал указ, утвердивший национальную стратегию развития ИИ на период до 2030 г. Указ предписывает Правительству обеспечить внесение всех необходимых изменений в Национальную программу “Цифровая экономика” и подразумевает в том числе разработку и утверждение федерального проекта “Искусственный интеллект”.

“Искусственный интеллект” – это общий термин, который подразумевает использование компьютера для моделирования разумного поведения с минимальным вмешательством человека. В целом ИИ – это технология, которая пытается думать как люди и имитировать человеческое поведение.

В настоящее время ИИ присутствует во многих областях общественной жизни. При этом значительная часть цифровых данных, генерируемых в здравоохранении, может быть использована для создания автоматизированных систем для улучшения существующих лечебных процессов и создания более персонализированного медицинского опыта для пациентов, в том числе и для онкологических больных.

На сегодняшний день во всем мире злокачественные новообразования являются глобальной и первостепенной проблемой здравоохранения, так как ежегодно диагностируется более 18 млн случаев онкологических заболеваний и одновременно 9,6 млн случаев смерти от его прогрессирования [1].



Следует подчеркнуть, что бурное развитие современной клинической онкологии всегда находилось в связи с постоянным совершенствованием и возрастанием роли различных противоопухолевых, в том числе и радиотерапевтических, технологий. При этом в последнее время в результате технологических достижений в планировании и проведении современной радиотерапии был достигнут ряд вполне определенных эффективных терапевтических результатов.

В этом плане в настоящее время ИИ находится в революционном процессе, касающемся в том числе и проведения противоопухолевого радиотерапевтического лечения онкологическим больным. При этом будущее его дальнейшего развития предусматривается в совершенствовании современной диагностики, проведении высокотехнологичной адаптивной радиотерапии и поддержке запланированных клинических решений, особенно учитывая тот факт, что он может аккумулировать и обрабатывать за разумный период времени намного большие объемы данных, чем обычный человек.

В частности, подходы ИИ, особенно в области клинического применения радиотерапевтических методик, распространяются все шире и переходят из сферы специализированных исследований в сферу уже принятой традиционной клинической практики. В этом плане автоматизация и анализ больших клинических данных открыли новую эру лечения онкологических больных с убедительной точностью и прогнозированием конечных результатов специального лечения. При этом продолжающееся увеличение вычислительной мощности вместе с повышением прецизионности специального, в том числе и радиотерапевтического, лечения злокачественных опухолей может привести к значительному прогрессу в улучшении результатов неинвазивного терапевтического воздействия на онкологических больных и увеличению продолжительности их жизни. В целом интеграция ИИ с современными технологиями радиотерапии может, в конечном итоге, ознаменовать беспрецедентные передовые изменения в области клинической онкологии.

Искусственный интеллект

С концептуальной точки зрения ИИ можно разделить на две основные категории: итеративную оптимизацию [2], также известную как вычислительный подход, и машинное обучение, которое, в свою очередь, включает в себя глубокое обучение, напоминающее схему матрешки [3].

В настоящее время ИИ рассматривают в качестве альтернативы на многих этапах проведения

радиотерапевтического лечения онкологических больных, правда, пока еще полностью зависящих от человека, в связи с чем предполагающего наличие возможных неопределенностей в процессе проведения радиотерапевтического лечения.

При этом полный потенциал применения ИИ во всем рабочем процессе проведения радиотерапии пока еще не до конца понятен, а потенциальные этические, юридические и профессиональные барьеры могут в какой-то мере ограничить или отложить на неопределенное время его окончательную реализацию в клинической практике.

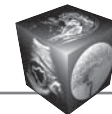
Следует отметить, что в последние десятилетия инструменты ИИ стали применяться во многих областях медицины, открывая возможность поиска новых решений урегулирования очень сложных и многофакторных проблем, в том числе и тех, которые обычно встречаются в радиотерапии.

Необходимо подчеркнуть, что быстрая разработка новых решений на основе ИИ, применяемых в радиотерапии, несомненно повлияет на повседневную клиническую практику радиотерапевтов, например на автоматическое определение нормальных тканей и целевых объемов или оптимизацию плана радиотерапевтического лечения. Тем не менее, несмотря на то что стратегии ИИ используют передовые статистические методы и сложные алгоритмы, которые часто не до конца понятны сотрудникам отделений радиотерапии, существует вполне определенный риск их использования в качестве инструментов “черного ящика” [4].

Вместе с тем в любом случае инструменты ИИ следует рассматривать как компьютерные помощники для персонала отделений радиотерапии, который все равно по-прежнему будет оставаться основным ответственным за курацию пациентов.

Радиотерапия (планирование)

В целом планирование радиотерапевтического лечения представляет собой процесс взаимодействия человека и компьютера, направленный на решение задачи оптимизации проводимого лучевого лечения. При этом целью задачи оптимизации является создание адекватного плана специального лечения, по возможности оптимально удовлетворяющего таким условиям, при которых доза, доставляемая в опухоль, достигает предписанной, а доза для нормальных органов и тканей является как можно более низкой. Для достижения этой цели радиотерапевт задает компьютеру первоначальную цель оптимизации, включая максимальную дозу, доставляемую в опухоль, переносимую дозу для различных нормальных органов и другие условия оптимизации лучевого лечения.



Для достижения этой цели компьютер обновляет параметры плана лечения, такие, например, как углы гентри линейного ускорителя или формы многолепесткового коллиматора. В ходе этого процесса радиотерапевт решает, достигает ли план лечения своего оптимального значения и, при необходимости, определяет, как скорректировать цель оптимизации, чтобы получить более адекватный для данного конкретного случая план специального лечения. В конечном итоге, это означает, что качество плана лечения зависит от профессионального опыта радиотерапевта и, следовательно, в какой-то мере может порождать развитие факторов неопределенности качества.

Вместе с тем этот метод отличается высокой вариабельностью и отнимает у планирующего лечение персонала много рабочего времени и может быть значительно сокращен за счет ИИ, то есть машины, думающей как люди [5].

В принципе процесс проведения радиотерапии можно разделить на ряд различных разделов его реализации: визуализация, планирование лечения, моделирование, применение аксессуаров для проведения радиотерапии, непосредственная доставка дозы радиации к облучаемому объему тканей, проверка адекватности проведенного этапа радиотерапии и мониторинг пациентов [6].

В общем и целом данный процесс состоит из трех важнейших этапов его воплощения в реальной практической деятельности радиотерапевтических отделений: подготовка, исполнение и оценка полученных результатов. При этом на сегодняшний день ИИ обеспечивает поддержку точного и эффективного проведения всех рабочих радиотерапевтических этапов специального лечения онкологических больных. В этом плане этап подготовки к проведению радиотерапии в виде определения общего целевого объема облучаемых тканей и органов риска является первой целью вклада ИИ в общую процедуру подготовки пациента к облучению, поскольку именно этот этап представляет собой наиболее трудоемкий и субъективный процесс для специалистов, планирующих лучевое лечение [7].

При этом обычно он начинается с сегментации (обработки) получаемых изображений, направленной на определение адекватных для данного конкретного клинического случая облучаемых объемов тканей и органов риска с последующей реализацией процессов дозиметрического планирования, оптимизации и проведения адаптивной радиотерапии онлайн, а затем оценкой и прогнозированием окончательных результатов проведенного радиотерапевтического лечения.

Сегментация изображений

На сегодняшний день одним из наиболее важных этапов подготовки к проведению процесса радиотерапии, а также решению трудоемких задач при его планировании является процесс сегментации получаемых изображений, направленный на определение в каждом конкретном клиническом случае адекватных объемов облучаемых тканей и органов риска. Следует отметить, что с момента появления компьютерной (КТ) и магнитно-резонансной томографии (МРТ) и их использования при планировании лучевого лечения радиотерапевты и медицинские физики тратили достаточно много времени на определение контуров мишеней и органов риска. В этом плане методы на основе ИИ показали вполне определенный потенциал для сегментации медицинских изображений, ориентированный на обнаружение целей и других задач с использованием ранее ручной сегментации, выполняемой опытными радиотерапевтами, диагностами и медицинскими физиками в качестве основной истины [8–10].

Следует особо подчеркнуть, что сегментация изображений представляет собой, в частности, рабочий процесс радиотерапевтического лечения онкологических больных, который характеризуется значительной вариабельностью, причем даже не только внутри каждого отделения радиотерапии, но и между различными медицинскими учреждениями онкологического профиля [8].

Это обстоятельство имеет решающее значение для разработки адекватных планов радиотерапевтического лечения, поскольку они оцениваются и оптимизируются на основе контурированных областей с соблюдением официально утвержденных и узаконенных ограничений дозы и объемов облучаемых тканей при различных формах и проявлениях опухолевого процесса. Таким образом, показатели распределения поглощенной дозы зависят от точности и целостности контуров, используемых для идентификации целевых и нормальных органов и тканей. В этом плане возможность использования процесса сегментации на основе ИИ может уменьшить существующую вариативность в этом вопросе между различными группами радиотерапевтов, касающуюся, в частности, определения органов риска и облучаемых целевых объемов тканей.

При этом следует особо подчеркнуть, что ручная сегментация представляет собой весьма трудоемкий процесс, который в целом, несомненно, влияет на график работы радиотерапевтического отделения. При этом время, необходимое для выполнения этой задачи, актуально не только для



базовых изображений планирования с помощью КТ и МРТ, но также для проведения автономной или онлайн-адаптивной радиотерапии, требующей повторных компьютерных изображений или проведения ежедневной конусно-лучевой КТ. При этом временная задержка между получением изображения и ручной сегментацией может длиться иногда весьма неопределенное количество времени, что может быть несовместимо с онлайн-процессом адаптации, поскольку за это время цели и органы риска по разным причинам могут измениться по своему объему и анатомическому расположению [8].

Следует отметить, что на сегодняшний день инструменты сегментации на основе ИИ уже применяются к различным анатомическим областям, таким как головной мозг [9, 10, 11], голова и шея [12, 13, 14], грудная клетка (включая сегментацию легких) [15–18], молочные железы [19, 20], брюшная полость [21–26], а также женский или мужской таз [27, 28].

Вместе с тем необходимо подчеркнуть следующее: в связи с тем что индивидуальный дозиметрический план лучевого лечения должен быть наиболее адекватным в каждом конкретном клиническом случае, стандартизация контуров облучаемого объема тканей при различных локализациях опухолевого процесса становится все более важной и целенаправленной задачей в клинической радиотерапии.

В принципе использование ИИ для автоматической сегментации может создать контуры очага поражений и органов риска с ожидаемым более высоким соответствием международным рекомендациям, уменьшая тем самым вероятные различия в их интерпретации различными специалистами-радиотерапевтами, особенно в многоцентровом контексте [29–33].

Хотелось бы также остановиться и на следующем факторе применения ИИ при радиотерапии. Когда ИИ очерчивает вместо человека предполагаемый контур плана облучения, клинический рабочий процесс при необходимости еще можно эффективно изменить. Однако при этом в первую очередь первостепенно надо быть уверенным в том, насколько адекватен предлагаемый ИИ этот план, поскольку реальная точность его составления напрямую коррелирует с последующей точностью расчета планируемой дозы облучения и соответствующей оценкой результатов проведенного специального лечения, то есть оценкой результатов работы в целом, проделанной ИИ.

Таким образом, необходимо подчеркнуть, что стандартизация контуров облучаемого объема тканей при различных локализациях опухолевого

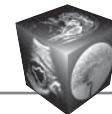
процесса становится все более важной и целенаправленной задачей. И хотя в различных странах были созданы атласы контурирования для стандартизации этого процесса, составление планов лучевого лечения все-таки, в конечном итоге, зависит от индивидуальных предпочтений и профессионального опыта специалистов по планированию [34–43].

При этом, чтобы повысить точность автоматической сегментации на основе нескольких атласов, рекомендуется проанализировать большое число атласов, чтобы выбрать те, которые наиболее похожи на конкретное целевое изображение. Таким образом, один из подходов к повышению точности автоматической сегментации на основе нескольких атласов заключается в том, чтобы система выбирала атласы, похожие на целевой случай, путем считывания большего количества данных.

В этом плане, например, В. Schipaanboord и соавт. сообщили, что производительность автоконтурирования на уровне, соответствующем адекватному клиническому качеству, можно последовательно ожидать при наличии базы данных из 5000 атласов при условии идеального их подбора [44]. При этом в качестве познавательного примера, можно представить следующую ситуацию. Например, Н. Numasaki и соавт. сообщили, что число пациентов, впервые получивших радиотерапевтическое лечение в Японии в 2019 г., составило 237 000 человек [45]. Вместе с тем, если бы данные контуров облучаемых объемов тканей и органов риска всех пролеченных с применением радиотерапии пациентов в Японии собрать воедино, можно было бы создать единый высокоточный, в какой-то мере, всеобъемлющий контурный атлас, однако это заняло бы неизмеримо много времени.

Таким образом, существует несколько проблем со стандартизацией планов сегментации и последующим проведением лучевого лечения. В связи с этим было предпринято несколько попыток сократить время, необходимое для планирования радиотерапевтического лечения, одновременно продвигая стандартизацию за счет внедрения автоматизации на основе ИИ [46–49].

В целом использование методов ИИ может обеспечивать оптимизированные и эффективные решения с минимальной ошибкой, предлагая беспрецедентные преимущества в повышении эффективности и согласованности определения целевых показателей при проведении радиотерапии. При этом сверточная нейронная сеть является разновидностью глубокого обучения и дает лучшие результаты при сегментации медицинских изобра-



жений, поскольку она нечувствительна к шуму изображения, размытости и контрасту и в настоящее время является одним из наиболее успешных алгоритмов для его проведения [10, 31, 50].

Прогнозирование результата специального лечения

Прогнозирование результатов радиотерапевтического лечения является одним из основных применений методов ИИ, в основном касающихся использования комплекса методов машинного обучения. При этом в последние годы в научной литературе значительно увеличилось количество публикаций по проблеме прогнозирования результатов специального лечения онкологических больных, многие из которых были посвящены вопросам радиотерапии [51–56].

В этом плане примеры конкретных областей, подвергшихся применению радиотерапии с последующим прогнозированием исходов ее реализации, которые уже были в свое время проработаны с помощью инструментов ИИ, включают общую выживаемость онкологических больных [57], прогрессирование основного заболевания [58], рецидив опухолевого процесса [59], токсичность проведенного специального лечения [60–62], идентификацию биомаркеров [63], обнаружение и классификацию опухолей [64, 65], прогнозирование мутаций и ответ на проведенное лечение [66–68], определение рисков лечения [69] и качества жизни [70].

Следует также подчеркнуть, что при этом значительно возросли различные отчеты именно о радиомике в прогнозировании результатов специального лечения онкологических больных, в том числе и в области применения радиотерапии [71]. При этом в многочисленных исследованиях было продемонстрировано создание моделей прогнозирования с использованием текстурных особенностей, правда, в рамках ретроспективного анализа одного учреждения с использованием изображений T2W или карты DWI/ADC в MPT, а также с использованием набора для обучения и проверки. В этом плане хотя и сообщалось о полученных некоторых весьма многообещающих результатах, в то же время области интереса обычно контурировались вручную, а их одноцентровый характер без внешней проверки означает, что в целом их универсальность ограничена, и, не входя в подробности, можно констатировать, что пока еще невозможно пропагандировать стандартизированную оценку эффективности радиомикроники на основе имеющихся в настоящее время данных [72–74].

Однако, в принципе, ручную сегментацию можно заменить автоматической сегментацией на ос-

нове ИИ, отличающейся экономией времени, точностью и последовательностью реализации.

В то же время, в целом, для адекватного прогнозирования репрезентативных результатов проводимого радиотерапевтического лечения необходима обработка больших объемов данных за счет их интеграции с получаемой информацией, отличной от уже имеющихся изображений, и учитывающих, помимо прочего, общее состояние больного, возможное применение ранее каких-либо лекарственных средств, в том числе даже и лучевого лечения, а также любую другую биографическую информацию о пациенте.

Будущие перспективы

Как известно, для проведения соответствующих клинических исследований значительное количество времени тратится на централизованную оценку радиотерапевтических планов лечения. Если при этом будет достигнута возможность автоматической сегментации органов риска с необходимыми ограничениями по дозе, это не только упростит общий процесс подготовки к проведению радиотерапии, но и позволит в последующем весьма адекватно оценить эффективность проведенного лечения. Наконец, в целом, этот подход может облегчить оценку истинной адекватности подводимой дозы и обеспечить основу для выбора в каждой конкретной клинической ситуации необходимой наиболее эффективной индивидуальной дозы облучения.

Еще одним перспективным направлением является разработка крупномасштабных языковых моделей (вычислительная модель, состоящая из нейронной сети с множеством параметров) и их применение в радиотерапии. Следует подчеркнуть, что за последние несколько лет значительный прогресс был уже достигнут, в первую очередь, именно в развитии языковых моделей. Ожидается, что в радиотерапии дальнейшее развитие этого направления внесет значительный вклад в область прогнозирования результатов проводимого радиотерапевтического лечения. При этом не исключено, что разрабатываемые модели ИИ, направленные, в целом, на обеспечение индивидуального прогноза по проводимому специальному лечению онкологических больных и, в частности, на повышение эффективности их персонализированного радиотерапевтического лечения, в последующем могут быть интегрированы в существующие информационные системы здравоохранения в качестве практической модели клинического прогнозирования при других заболеваниях человека, помогающие врачам разрабатывать более эффективные современные патогенетические программы лечения.



Таким образом, в последние годы ИИ показывает себя весьма многообещающе во многих областях медицины, в том числе при подготовке и проведении радиотерапии в клинической онкологии. При этом получаемые результаты демонстрируют повышение производительности, экономии времени и потенциал снижения рабочей нагрузки.

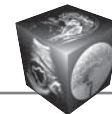
В то же время возможность значительно сократить время, в частности, от сегментации до непосредственного дозиметрического планирования самого процесса радиотерапевтического лечения злокачественных опухолей с использованием ИИ, является одной из основных задач современной клинической онкологии при проведении одного из важнейших этапов специализированного противоопухолевого лечения злокачественных опухолей в виде применения радиотерапии. Вместе с тем все еще необходимы усилия по устранению существующих до настоящего времени вполне определенных разногласий между различными группами специалистов по планированию радиотерапевтического лечения, касающихся, в частности, сегментации объема облучаемых тканей, что остается одной из текущих локальных проблем в этом плане при проведении лучевого лечения онкологических больных. При этом возможность использовать ИИ также и для сегментации органов риска является большим преимуществом в повседневной радиотерапевтической практике, что позволяет также сыграть весьма важную роль в стандартизации противоопухолевого лечения при проведении крупномасштабных клинических исследований. В этом плане в настоящее время при планировании радиотерапии уже делается попытка стандартизировать дозу, воздействующую на опухоль, одновременно налагая определенные ограничения на дозу для органов риска, но различия в сегментации на начальном этапе могут повлиять на окончательную оценку результатов проведенного специального лечения. Однако следует отметить, что, в целом, применение ИИ в радиотерапии все еще находится на ранней стадии своей реализации. При этом считается, что ИИ может более широко применяться в сфере клинической радиотерапии, решая проблемы интерпретируемости и точности посредством будущих исследований.

Вместе с тем внедрение ИИ в планирование радиотерапии вызывает, помимо прочего, и определенную обеспокоенность по поводу сокращения вмешательства человека в его процессы, так как без достаточно глубоких знаний о том, как работает эта новая технология, гарантирующая, в том

числе, и точное соблюдение гарантии качества радиотерапевтического лечения при ее реализации, ее потенциально можно рассматривать как метод “черного ящика”, результаты которого невозможно проверить в качестве как весьма логичных, так исключительно правдоподобных [75, 76].

Следует также отметить, что в настоящее время методологии расчета вероятности контроля над опухолевым процессом и развитием возможных радиационных осложнений со стороны нормальных тканей при проведении радиотерапии злокачественных опухолей в значительной степени зависят от радиобиологических моделей, способствующих разработке персонализированных и более точных инструментов, в частности для прогнозирования токсичности проводимого облучения с целью оптимизации самого процесса радиотерапевтического лечения. При этом существующие модели, как правило, используют для этих целей данные гистограммы доза–объем (DVH), демонстрирующие в то же время определенные ограничения, поскольку они чрезмерно упрощают другие сложные биологические процессы, упуская из виду такие факторы, как гетерогенность опухоли, механизмы, специфичные для органа или ткани, и личностные характеристики пациента. Для устранения этих недостатков текущие исследования направлены на улучшение этих моделей путем интеграции неопределенностей, тем самым способствуя более тонкому клиническому суждению в контексте планирования лучевого лечения. Одновременно с этим ведутся исследования, направленные на совершенствование традиционных радиобиологических моделей путем включения неопределенностей для улучшения клинической оценки при планировании облучения с учетом сложности биологических процессов и индивидуальных факторов, специфичных для пациента. При этом появление машинного обучения в радиотерапии для принятия обоснованных решений в виде, например, использования искусственной нейронной сети, продемонстрировало значительный прогресс в областях прогнозирования результатов радиотерапевтического лечения больных, а также количественной оценки риска его реализации.

В целом дальнейшее развитие ИИ может не только обеспечить варианты профилактики, диагностики и лечения онкологических больных, но также способствовать постоянному повышению точности в их реализации и, в конечном итоге, содействовать оптимизации радиотерапевтического лечения злокачественных новообразований.



Заключение

В настоящее время инструменты на основе ИИ постепенно включаются в план развития радиотерапии онкологических учреждений и применяются во всем рабочем процессе, в основном для сегментации, создания синтетических изображений и прогнозирования результатов. При этом поднимается ряд проблем, в том числе необходимость гармонизации и повышения квалификации сотрудников радиотерапевтических отделений, чтобы разрешить целевое использование инструментов ИИ в клинической практике и избежать тестирования по стратегии «черного ящика».

И хотя в настоящее время ИИ сталкивается с многочисленными нерешенными проблемами в области технологий, управления, экономики и общественного применения, он показывает себя многообещающе, в частности, в практике реализации в области лучевого лечения злокачественных новообразований. Его практическое применение освобождает радиотерапевтов от утомительной работы и предоставляет больше времени для общения с пациентами и участия в научно-исследовательской работе. При этом снижаются затраты и улучшается качество медицинского обслуживания и, таким образом, потенциально повышается уровень оказания онкологической помощи населению России.

В целом следует отметить, что для разработки и внедрения надежных и заслуживающих доверия инструментов ИИ несомненно необходимо тесное сотрудничество между врачами-радиотерапевтами и экспертами по ИИ.

Участие авторов

Паньшин Г.А. – концепция и дизайн исследования, подготовка и редактирование текста, ответственность за целостность всех частей статьи, утверждение окончательного варианта статьи, подготовка, создание опубликованной работы.

Нуднов Н.В. – сбор и статистическая обработка данных, анализ и интерпретация полученных данных, написание текста.

Authors' participation

Panshin G.A. – concept and design of the study, preparation and creation of the published work, responsibility for the integrity of all parts of the article, approval of the final version of the article, preparation and creation of the published work.

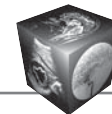
Nudnov N.V. – collection and analysis of data, statistical analysis, analysis and interpretation of the obtained data, writing text.

Список литературы [References]

1. NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology (2020) Available at https://www.nccn.org/professionals/physician_gls/default.aspx#site [Accessed on 05 May 2020].
2. Hussein M., Heyman B.J.M., Verellen D., Nisbet A. Automation of intensity modulated radiotherapy treatment planning – a review of recent innovations. *Br. J. Radiol.* 2018; 91: 20180270. <http://doi.org/10.1259/bjr.20180270>
3. Barragan-Montero A., Javadi U., Valdez G. et al. Artificial intelligence and machine learning for medical imaging: a review of technologies. *Phys. Med.* 2021; 83: 242–256. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.04.016>
4. Price W.N. II. Regulating Black-Box Medicine. *Mich. Law. Rev.* 2017; 116 (3): 421–474. <https://doi.org/10.36644/mlr.116.3.regulation>
5. Byun H., Yu S., Oh J. et al. An Assistive Role of a Machine Learning Network in Diagnosis of Middle Ear Diseases. *J. Clin. Med.* 2021; 10 (15): 3198. <http://doi.org/10.3390/jcm10153198>
6. Hoo VS. Radiotherapeutic methods for prostate cancer, dose escalation and brachytherapy. *Clin. Oncol.* 2005; 17 (7): 560–571. <http://doi.org/10.1016/J.CLON.2005.07.006>
7. Liu Z., Liu X., Guan H. et al. Development and validation of a deep learning algorithm for auto-delineation of clinical target volume and organs at risk in cervical cancer radiotherapy. *Radiother. Oncol.* 2020; 153: 172–179. <http://doi.org/10.1016/j.radonc.2020.09.060>
8. Li X., Chen H., Qi X. et al. H-DenseUNet: Hybrid Densely Connected UNet for Liver and Tumor Segmentation From CT Volumes. *IEEE Trans. Med. Imaging.* 2018; 37 (12): 2663–2674. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.07330>
9. Chen L., Bentley P., Mori K. et al. DRINet for Medical Image Segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging.* 2018; 37 (11): 2453–2462. <https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2835303>
10. Feng C.H., Cornell M., Moore K.L. et al. Automated contouring and planning pipeline for hippocampal-avoidant whole-brain radiotherapy. *Radiat. Oncol.* 2020; 15 (1): 251. <https://doi.org/10.1186/s13014-020-01689-y>
11. Pan Q., Zhao L., Gu S. et al. Deep learning-based automatic hippocampal detection from MRI: geometric and dosimetric evaluation. *Radiat. Oncol.* 2021; 16 (1): 12. <https://doi.org/10.1186/s13014-020-01724-y>
12. Tong N., Gou S., Yang S. et al. Fully automatic multi-organ segmentation for head and neck cancer radiotherapy using shape representation model constrained fully convolutional neural networks. *Med. Phys.* 2018; 45 (10): 4558–4567. <https://doi.org/10.1002/mp.13147>
13. Tong N., Gou S., Yang S. et al. Fully convolutional DenseNet with form restriction and competitive training of multi-organ segmentation on CT of the head and neck and MRI with a low field of view. *Med. Phys.* 2019; 46 (6): 2669–2682. <https://doi.org/10.1002/mp.13553>
14. Nelms B.E., Tomé W.A., Robinson G., Wheeler J. Variations in the contouring of organs at risk: test case from a patient with oropharyngeal cancer. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2012; 82 (1): 368–378. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2010.10.019>
15. Nemoto T., Futakami N., Yagi M. et al. Efficacy evaluation of 2D, 3D U-Net semantic segmentation and atlas-based segmentation of normal lungs excluding the trachea and main bronchi. *J. Radiat. Res.* 2020; 61 (2): 257–264. <https://doi.org/10.1093/jrr/rz086>



16. Wong J., Huang V., Giambattista J.A. et al. Training and Validation of Deep Learning-Based Auto-Segmentation Models for Lung Stereotactic Ablative Radiotherapy Using Retrospective Radiotherapy Planning Contours. *Front. Oncol.* 2021; 11: 626499. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.626499>
17. Men K., Geng H., Biswas T. et al. Automated Quality Assurance of OAR Contouring for Lung Cancer Based on Segmentation With Deep Active Learning. *Front. Oncol.* 2020; 10: 986. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.00986>
18. Gu H., Gan W., Zhang Q. et al. A 2D-3D hybrid convolutional neural network for autosegmentation of lung lobes in standard-thickness computed tomography scans of patients receiving radiotherapy. *Biomed. Eng. Online.* 2021; 20 (1): 94. <https://doi.org/10.1186/s12938-021-00932-1>
19. Liu Z., Liu F., Chen W. et al. Automatic Segmentation of Clinical Target Volumes for Post-Modified Radical Mastectomy Radiotherapy Using Convolutional Neural Networks. *Front. Oncol.* 2021; 10: 581347. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.581347>
20. Choi M.S., Choi B.S., Chung S.Y. et al. Clinical evaluation of atlas- and deep learning-based automatic segmentation of multiple organs and clinical target volumes for breast cancer. *Radiother. Oncol.* 2020; 153: 139–145. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2020.09.045>
21. Xia X., Wang J., Li Y. et al. An Artificial Intelligence-Based Full-Process Solution for Radiotherapy: A Proof of Concept Study on Rectal Cancer. *Front. Oncol.* 2021; 10: 616721. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.616721>
22. Savenije M.H.F., Maspero M., Sikkes G.G. et al. Clinical implementation of MRI-based organs-at-risk auto-segmentation with convolutional networks for prostate radiotherapy. *Radiat. Oncol.* 2020; 15 (1): 104. <https://doi.org/10.1186/s13014-020-01528-0>
23. Sartor H., Minarik D., Enqvist O. et al. Auto-segmentations by convolutional neural network in cervical and anorectal cancer with clinical structure sets as the ground truth. *Clin. Transl. Radiat. Oncol.* 2020; 25: 37–45. <https://doi.org/10.1016/j.ctro.2020.09.004>
24. Cha E., Elguindi S., Onochie I. et al. Clinical implementation of deep learning contour autosegmentation for prostate radiotherapy. *Radiother. Oncol.* 2021; 159: 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2021.02.040>
25. Ma C.Y., Zhou J.Y., Xu X.T. et al. Deep learning-based auto-segmentation of clinical target volumes for radiotherapy treatment of cervical cancer. *J. Appl. Clin. Med. Phys.* 2022; 23 (2): e13470. <https://doi.org/10.1002/acm2.13470>
26. Byrne M., Archibald-Heeren B., Hu Y. et al. Varian ethos online adaptive radiotherapy for prostate cancer: Early results of contouring accuracy, treatment plan quality, and treatment time. *J. Appl. Clin. Med. Phys.* 2022; 23 (1): e13479. <https://doi.org/10.1002/acm2.13479>
27. Sibolt P., Andersson L.M., Calmels L. et al. Clinical implementation of artificial intelligence-driven cone-beam computed tomography-guided online adaptive radiotherapy in the pelvic region. *Phys. Imaging Radiat. Oncol.* 2020; 17: 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.phro.2020.12.004>
28. Lawton C.A., Michalski J., El-Naqa I. et al. RTOG GU Radiation oncology specialists reach consensus on pelvic lymph node volumes for high-risk prostate cancer. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2009; 74 (2): 383–387. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2008.08.002>
29. Choi M.S., Choi B.S., Chung S.Y. et al. Clinical evaluation of atlas- and deep learning-based automatic segmentation of multiple organs and clinical target volumes for breast cancer. *Radiother. Oncol.* 2020; 153: 139–145. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2020.09.045>
30. Liang F., Qian P., Suh. et al. An abdominal, multi-organ automatic design method for online adaptive radiotherapy under magnetic resonance control: an intelligent multi-level approach to fusion. *Artif. Intel. Med.* 2018; 90: 34–41. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2018.07.001>
31. Sartor H., Minarik D., Enqvist O. et al. Auto-segmentations by convolutional neural network in cervical and anorectal cancer with clinical structure sets as the ground truth. *Clin. Transl. Radiat. Oncol.* 2020; 25: 37–45. <https://doi.org/10.1016/j.ctro.2020.09.004>
32. Cha E., Elguindi S., Onochie I. et al. Clinical implementation of deep learning contour autosegmentation for prostate radiotherapy. *Radiother. Oncol.* 2021; 159: 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2021.02.040>
33. Ma C.Y., Zhou J.Y., Xu X.T. et al. Deep learning-based auto-segmentation of clinical target volumes for radiotherapy treatment of cervical cancer. *J. Appl. Clin. Med. Phys.* 2022; 23 (2): e13470. <https://doi.org/10.1002/acm2.13470>
34. Lin D., Lapen K., Sherer M.V. et al. A Systematic Review of Contouring Guidelines in Radiation Oncology: Analysis of Frequency, Methodology, and Delivery of Consensus Recommendations. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2020; 107 (4): 827–835. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2020.04.011>
35. Ohno T., Wakatsuki M., Toita T. et al. The Working Group of the Gynecological Tumor Committee of the Japanese Radiation Oncology Study Group (JROSG). Recommendations for high-risk clinical target volume definition with computed tomography for three-dimensional image-guided brachytherapy in cervical cancer patients. *J. Radiat. Res.* 2017; 58 (3): 341–350. <https://doi.org/10.1093/jrr/rrw109>
36. Lee A.W., Ng W.T., Pan J.J. et al. International guideline for the delineation of the clinical target volumes (CTV) for nasopharyngeal carcinoma. *Radiother. Oncol.* 2018; 126 (1): 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2017.10.032>
37. Robin S., Jolicœur M., Palumbo S. et al. Prostate Bed Delineation Guidelines for Postoperative Radiation Therapy: On Behalf Of The Francophone Group of Urological Radiation Therapy. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2021; 109 (5): 1243–1253. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2020.11.010>
38. Kaidar-Person O., Vrou Offersen B., Hol S. et al. ESTRO ACROP consensus guideline for target volume delineation in the setting of postmastectomy radiation therapy after implant-based immediate reconstruction for early stage breast cancer. *Radiother. Oncol.* 2019; 137: 159–166. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2019.04.010>
39. Niyazi M., Andratschke N., Bendszus M. et al. ESTRO-EANO guideline on target delineation and radiotherapy details for glioblastoma. *Radiother. Oncol.* 2023; 184: 109663. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2023.109663>
40. Small W. Jr., Bosch W.R., Harkenrider M.M. et al. NRG Oncology/RTOG Consensus Guidelines for Delineation of Clinical Target Volume for Intensity Modulated Pelvic Radiation Therapy in Postoperative Treatment of Endometrial and Cervical Cancer: An Update. *Int. J. Radiat.*



- Oncol. Biol. Phys.* 2021; 109 (2): 413–424.
<https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2020.08.061>
41. Iwai Y., Nemoto M.W., Horikoshi T. et al. Comparison of CT-based and MRI-based high-risk clinical target volumes in image guided-brachytherapy for cervical cancer, referencing recommendations from the Japanese Radiation Oncology Study Group (JROSG) and consensus statement guidelines from the Groupe Européen de Curiethérapie-European Society for Therapeutic Radiology and Oncology (GEC ESTRO). *Jpn. J. Radiol.* 2020; 38 (9): 899–905.
<https://doi.org/10.1007/s11604-020-00980-y>
 42. Damico N., Meyer J., Das P. et al. MECOG-ACRIN Guideline for Contouring and Treatment of Early Stage Anal Cancer Using IMRT/IGRT. *Pract. Radiat. Oncol.* 2022; 12 (4): 335–347.
<https://doi.org/10.1016/j.prro.2022.01.015>
 43. Joskowicz L., Cohen D., Caplan N., Sosna J. Inter-observer variability of manual contour delineation of structures in CT. *Eur. Radiol.* 2019; 29 (3): 1391–1399.
<https://doi.org/10.1007/s00330-018-5695-5>
 44. Schipaanboord B., Boukerroui D., Peressutti D. et al. Can atlas-based auto-segmentation ever be perfect? Insights from extreme value theory. *IEEE Trans. Med. Imaging.* 2019; 38: 99–106.
<https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2856464>
 45. Japanese Structure Survey of Radiation Oncology in 2019 (First Report). 2022/11/28. https://www.jastro.or.jp/medicalpersonnel/data_center/JASTRO_NSS_2019-01.pdf
 46. Liu X., Li K.W., Yang R., Geng L.S. Review of Deep Learning Based Automatic Segmentation for Lung Cancer Radiotherapy. *Front. Oncol.* 2021; 11: 717039.
<https://doi.org/10.3389/fonc.2021.717039>
 47. Vrtovec T., Močnik D., Strojani P. et al. Auto-segmentation of organs at risk for head and neck radiotherapy planning: From atlas-based to deep learning methods. *Med. Phys.* 2020; 47 (9): e929–e950.
<https://doi.org/10.1002/mp.14320>
 48. Kneepkens E., Bakx N., van der Sangen M. et al. Clinical evaluation of two AI models for automated breast cancer plan generation. *Radiat. Oncol.* 2022; 17 (1): 25.
<https://doi.org/10.1186/s13014-022-01993-9>
 49. Li G., Wu X., Ma X. Artificial intelligence in radiotherapy. *Semin. Cancer Biol.* 2022; 86 (Pt 2): 160–171.
<https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2022.08.005>
 50. Sumida I., Magome T., Kitamori H. et al. Deep convolutional neural network for reduction of contrast-enhanced region on CT images. *J. Radiat. Res.* 2019; 60 (5): 586–594. <https://doi.org/10.1093/jrr/rrz030>
 51. Fh T., Cyw C., Eyw C. Radiomics AI prediction for head and neck squamous cell carcinoma (HNSCC) prognosis and recurrence with target volume approach. *B.J.R. Open.* 2021; 3 (1): 20200073.
<https://doi.org/10.1259/bjro.20200073>
 52. Bang C., Bernard G., Le W.T. et al. Artificial intelligence to predict outcomes of head and neck radiotherapy. *Clin. Transl. Radiat. Oncol.* 2023; 39: 100590.
<https://doi.org/10.1016/j.ctro.2023.100590>
 53. Liang Z.-G., Tan H.Q., Zhang F. et al. Comparison of radiomics tools for image analyses and clinical prediction in nasopharyngeal carcinoma. *Br. J. Radiol.* 2019; 92 (1102): 20190271. <https://doi.org/10.1259/bjr.20190271>
 54. Chen N.-B., Xiong M., Zhou R. et al. CT radiomics-based longterm survival prediction for locally advanced non-small cell lung cancer patients treated with concurrent chemoradiotherapy using features from tumor and tumor organismal environment. *Radiat. Oncol.* 2022; 17 (1): 184.
<https://doi.org/10.1186/s13014-022-02136-w>
 55. Astaraki M., Wang C., Buizza G. et al. Early survival prediction in non-small cell lung cancer from PET/CT images using an intratumor partitioning method. *Phys. Med.* 2019; 60: 58–65. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2019.03.024>
 56. Zhang N., Liang R., Gensheimer M.F. et al. Early response evaluation using primary tumor and nodal imaging features to predict progression-free survival of locally advanced non-small cell lung cancer. *Theranostics.* 2020; 10: 11707–10718. <https://doi.org/10.7150/thno.50565>
 57. Huang Z., Hu C., Chi C. et al. An Artificial Intelligence Model for Predicting 1-Year Survival of Bone Metastases in Non-Small-Cell Lung Cancer Patients Based on XGBoost Algorithm. *Biomed. Res. Int.* 2020; 2020: 3462363. <https://doi.org/10.1155/2020/3462363>
 58. Du R., Lee V.H., Yuan H. et al. Radiomics Model to Predict Early Progression of Nonmetastatic Nasopharyngeal Carcinoma after Intensity Modulation Radiation Therapy: A Multicenter Study. *Radiol. Artif. Intell.* 2019; 1 (4): e180075. <https://doi.org/10.1148/ryai.2019180075>
 59. De Felice F., Valentini V., De Vincentiis M. et al. Prediction of Recurrence by Machine Learning in Salivary Gland Cancer Patients After Adjuvant (Chemo)Radiotherapy. *In Vivo (Athens, Greece)* 2021; 35 (6): 3355–3360.
<https://doi.org/10.21873/in vivo.12633>
 60. Lee S., Kerns S., Ostrer H. et al. Machine Learning on a Genome-wide Association Study to Predict Late Genitourinary Toxicity After Prostate Radiation Therapy. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2018; 101 (1): 128–135.
<https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2018.01.054>
 61. Tian Z., Yen A., Zhou Z. et al. A machine-learning-based prediction model of fistula formation after interstitial brachytherapy for locally advanced gynecological malignancies. *Brachytherapy.* 2019; 18 (4): 530–538.
<https://doi.org/10.1016/j.brachy.2019.04.004>
 62. van Velzen S.G.M., Gal R., Teske A.J. et al. AI-Based Radiation Dose Quantification for Estimation of Heart Disease Risk in Breast Cancer Survivors After Radiation Therapy. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2022; 112 (3): 621–632. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2021.09.008>
 63. Tabl A.A., Alkhateeb A., ElMaraghy W. et al. A Machine Learning Approach for Identifying Gene Biomarkers Guiding the Treatment of Breast Cancer. *Front. Genet.* 2019; 10: 256. <https://doi.org/10.3389/fgene.2019.00256>
 64. Ubaldi L., Valenti V., Borgese R.F. et al. Strategies to develop radiomics and machine learning models for lung cancer stage and histology prediction using small data samples. *Phys. Med.* 2021; 90: 13–22.
<https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.08.015>
 65. Kawahara D., Murakami Y., Tani S., Nagata Y. A prediction model for degree of differentiation for resectable locally advanced esophageal squamous cell carcinoma based on CT images using radiomics and machine-learning. *Br. J. Radiol.* 2021; 94 (1124): 20210525.
<https://doi.org/10.1259/bjr.20210525>
 66. Lou B., Doken S., Zhuang T. et al. An image-based deep learning framework for individualising radiotherapy dose: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet Digit. Health.* 2019; 1 (3): e136–e147.
[https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(19\)30058-5](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(19)30058-5)



67. Wu S., Jiao Y., Zhang Y. et al. Imaging-Based Individualized Response Prediction Of Carbon Ion Radiotherapy For Prostate Cancer Patients. *Cancer Manag. Res.* 2019; 11: 9121–9131. <https://doi.org/10.2147/CMAR.S214020>
68. Haak H.E., Gao X., Maas M. et al. The use of deep learning on endoscopic images to assess the response of rectal cancer after chemoradiation. *Surg. Endosc.* 2022; 36 (5): 3592–3600. <https://doi.org/10.1007/s00464-021-08685-7>
69. Osman S.O.S., Leijenaar R.T.H., Cole A.J. et al. Computed Tomography-based Radiomics for Risk Stratification in Prostate Cancer. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2019; 105 (2): 448–456. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2019.06.2504>
70. Yang Z., Olshevsky D., He K. et al. Machine learning and statistical prediction of the quality of life of patients after prostate radiation therapy. *Comput. Biol. Med.* 2021; 129: 104127. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.104127>
71. Kawamura M., Kamomae T., Yanagawa M. et al. Revolutionizing radiation therapy: the role of AI in clinical practice. *J. Radiat. Res.* 2024; 65 (1): 1–9. <https://doi.org/10.1093/jrr/rrad090>
72. Shin J., Seo N., Baek S.-E. et al. MRI radiomics model predicts pathologic complete response of rectal cancer following chemoradiotherapy. *Radiology.* 2022; 303: 351–358. <https://doi.org/10.1148/radiol.211986>
73. Shaish H., Aukerman A., Vanguri R. et al. Radiomics of MRI for pretreatment prediction of pathologic complete response, tumor regression grade, and neoadjuvant rectal score in patients with locally advanced rectal cancer undergoing neoadjuvant chemoradiation: an international multicenter study. *Eur. Radiol.* 2020; 30: 6263–6273. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-06968-6>
74. Cui Y., Yang X., Shi Z. et al. Radiomics analysis of multiparametric MRI for prediction of pathological complete response to neoadjuvant chemoradiotherapy in locally advanced rectal cancer. *Eur. Radiol.* 2019; 29: 1211–1220. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5683-9>
75. Thompson R.F., Valdes G., Fuller C.D. et al. Artificial intelligence in radiation oncology: A specialty-wide disruptive transformation? *Radiother. Oncol.* 2018; 129 (3): 421–426. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2018.05.030>
76. Smith M.J., Bean S. AI and Ethics in Medical Radiation Sciences. *J. Med. Imaging Radiat. Sci.* 2019; 50 (4, Suppl. 2): S24–S26. <https://doi.org/10.1016/j.jmir.2019.08.005>

Для корреспонденции*: Паншин Георгий Александрович – e-mail: g.a.panshin@mail.ru

Паншин Георгий Александрович – доктор мед. наук, профессор, главный научный сотрудник лаборатории лучевой терапии и комплексных методов лечения онкологических заболеваний ФГБУ “Российский научный центр рентгенодиагностики” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0000-0003-1106-6358>.

Нуднов Николай Васильевич – доктор мед. наук, профессор, заместитель директора по научной работе, заведующий научно-исследовательским отделом комплексной диагностики заболеваний и радиотерапии ФГБУ “Российский научный центр рентгенодиагностики” Минздрава России; профессор кафедры рентгенологии и радиологии ФГБОУ ДПО “Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования” Минздрава России; заместитель директора по научной работе, профессор кафедры онкологии и рентгенодиагностики ФГАОУ ВО “Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы” Минобрнауки России, Москва. <https://orcid.org/0000-0001-5994-0468>.

Contact*: Georgy A. Panshin – e-mail: g.a.panshin@mail.ru

Georgy A. Panshin – Doct. of Sci. (Med.), Professor, Chief Researcher of the Laboratory of Radiation Therapy and Integrated Methods of Treatment of Cancer Diseases, Research Department of Integrated Disease Diagnostics and Radiotherapy, Russian Scientific Center of Roentgenoradiology. <https://orcid.org/0000-0003-1106-6358>

Nikolay V. Nudnov – Doct. of Sci. (Med.), Professor, Deputy Director for Scientific Work, Head of the Research Department for Complex Diagnostics of Diseases and Radiotherapy, Russian Scientific Center of Roentgenoradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; Professor, Department of Roentgenoradiology and Radiology, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; Professor, Department of Oncology and Radiology, Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, Moscow. <https://orcid.org/0000-0001-5994-0468>