

# СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ ТИПИЧНЫХ ЗНАЧЕНИЙ НА ЦИФРОВЫХ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

## MODERN APPROACHES TO THE ASSESSMENT OF TYPICAL VALUES IN DIGITAL MEDICAL IMAGES

**G. Vaulin  
V. Sternin  
A. Vasilenko**

*Summary.* The article discusses the main methods of processing digital medical images. The emphasis is placed on the images obtained during tomographic studies. Attention is paid to the processing of digital medical images using neural networks and radionics methods. It has been found that simple images are more often processed without using mathematical methods. The textural analysis of images is briefly considered. It was found that heterogeneous tissue fragments, artifacts, and noises deserve special attention. The processing of digital medical images using neural networks assumes the greatest effectiveness, however, it requires an increase in costs due to the need to form high-quality datasets.

*Keywords:* medical informatics, radiomics, neural networks, digital medical images.

**Ваулин Георгий Фёдорович**

Старший преподаватель,  
Санкт-Петербургский государственный  
педиатрический медицинский университет  
annavasil324684@gmail.com

**Стернин Вадим Евгеньевич**

Преподаватель,  
Санкт-Петербургский государственный  
педиатрический медицинский университет  
vsternin@hotmail.com

**Василенко Анна Григорьевна**

Санкт-Петербургский государственный  
педиатрический медицинский университет  
annavasil324684@gmail.com

*Аннотация.* В статье рассмотрены основные методы обработки цифровых медицинских изображений. Сделан акцент на изображениях, полученных при проведении томографических исследований. Уделено внимание обработке цифровых медицинских изображений с помощью нейросетей, методами радиомики. Установлено, что простые изображения чаще обрабатываются без использования математических методов. Вкратце рассмотрен текстурный анализ изображений. Установлено, что отдельного внимания заслуживают неоднородные фрагменты тканей, артефакты, шумы. Наибольшую результативность предполагает обработка цифровых медицинских изображений с помощью нейронных сетей, однако она требует повышения затрат за счёт необходимости формирования качественных датасетов.

*Ключевые слова:* медицинская информатика, радиомика, нейросети, цифровые медицинские изображения.

## Введение

Цифровые медицинские изображения представляют собой отдельный динамически расширяющийся класс, благодаря возможности достаточно качественно визуализировать структуры тела, органы и ткани как для изучения, так и для медицинского вмешательства. Наличие различных способов медицинской визуализации обеспечивает не только улучшение качества оказания медицинской помощи, но и большой объём обрабатываемых данных. Известные трудности при отборе и анализе цифровых медицинских изображений представляют неоднородные участки тканей и органов, разного рода артефакты, ложные контуры, шумы [1, 2]. Современные подходы к оценке типичных значений на цифровых медицинских изображениях включают в себя использование средств искусственного интеллекта, радиомики и нейросетей. Могут быть разработаны алгоритмы для определения артефактов, выделения сегментов изображения, стандартных объектов

в их составе и т.д. Всё перечисленное, кроме артефактов, и будет являться типичными значениями на изображениях, полученных в результате исследования в типичных (стандартных) проекциях: аксиальной, коронарной, сагиттальной. Работа с изображениями может включать использование фильтров, а также средств морфологического анализа для общего улучшения качества изображения и устранения артефактов. Всё это позволяет значительно улучшить качество цифровых изображений и оптимизировать работу с ними [2, 3]. С течением времени и улучшением оснащённости медицинских учреждений всё большую актуальность приобретает обработка цифровых медицинских изображений, полученных именно при проведении томографических процедур. Так, например, в 2020 году число КТ-исследований только в Москве выросло в 2,6 раза относительно 2016 года, хотя рост количества исследований МРТ не превысил за тот же период 4 % [4]. Если общее количество проведённых в России томографических исследований в 2022 году превысило 28 млн, то, по данным аналити-

ков, доля КТ стремится к 81 % рынка, а количество исследований МРТ несколько снижается, составляя 16,4 % вместо 25,7 % в 2018 году [5]. Основными причинами резкого роста доступности, а значит и применяемости КТ-диагностики несомненно являются её информативность и широкое распространение в период пандемии SaRS-CoV2 [6]. Необходимо отметить, что томограммы представляют собой цифровые медицинские изображения, что значительно облегчает их анализ, обработку и систематизацию полученных результатов.

#### Цель исследования

Определение основных современных методов оценки типичных значений на цифровых медицинских изображениях

#### Материалы и методы

Аспектный анализ научных публикаций, размещённых на электронных ресурсах, работающих в парадигме открытой науки

#### Результаты и обсуждение

Изображения органов и тканей организма, полученные с помощью КТ, могут исследоваться в трёх (стандартных, типичных) проекциях и практически гарантированы от появления в ходе исследования теней, препятствующих анализу изображений. Отмечается доступность для диагностики любых органов и тканей, более высокая четкость и информативность изображений [7]. Одним из наиболее перспективных методов обработки цифровых медицинских изображений, а значит и распознавания типичных объектов на них, признана радиомика — наука, позволяющая проводить контент-анализ изображений. Наиболее перспективным является её применение при работе с томограммами [3, 8]. В случае исследования новообразований анализ КТ-изображений обычно ограничивается качественной оценкой видимых деталей, по которым делается заключение о наличии и распространённости поражения. Более перспективной представляется оценка типичных объектов на изображении методом текстурного анализа, что всё ещё не означает отказа от визуальной обработки изображений. В том числе и потому, что по-прежнему необходимо располагать признаками, специфичными для соответствующих новообразований. Собственно, текстурный анализ можно признать частным случаем количественного контент-анализа изображений [3]. Данный метод обработки предполагает выполнение определённых действий, а именно: выделение области интереса на изображении, получение текстурных показателей (биомаркеров), регрессионный анализ полученных данных, определение пороговых уровней — ориентиров для стратификации новообразований.

Извлечение радиомических биомаркеров, каковыми, несомненно, являются текстурные показатели, осуществляются с помощью программных средств, а также статистических методов нескольких порядков. При обработке изображений, связанных с диагностикой новообразований, статистически значимые различия выявляются по 50 % показателей, по мере прогрессирования заболевания процент выявленных различий снижается. Следует заметить, что использование средств и методов радиомики позволяет исключить недостатки в работе персонала, связанные с уровнем квалификации. С другой стороны, выполняемых подобным образом исследований немного, они производятся по разным методикам. Выбор программных средств и математических методов также не отличается единообразием. Разработка и дальнейшее внедрение соответствующих методических указаний и требований к процессу обработки изображений позволят достигнуть значительного прогресса. Тем более важной представляется данная проблема, если учесть, что в определённых случаях каждая следующая процедура КТ является более рискованной [6, 8, 9, 10]. Вместе с тем, обследование с применением низкодозовой КТ ведёт к росту количества ложноположительных результатов [6]. Отдельного упоминания заслуживают динамично развивающиеся методы обработки цифровых медицинских изображений с помощью искусственного интеллекта. Технологические достижения в области медицинской визуализации, особенно в части работы с изображениями КТ и МРТ, являются достаточно перспективными. В свою очередь, данные виды исследований обеспечивают очень большой объём данных, работа с которым, а тем более поиск и обработка стандартных значений затруднительны. Отчасти, именно поэтому всё чаще для оценки сложных медицинских изображений задействуются технологии искусственного интеллекта [11, 12]. Поскольку большинство моделей искусственного интеллекта требуют регулярного или постоянного обучения, их производительность во многом зависит от качества изображений в наборе для обучения. Во многих случаях получение качественных наборов изображений затратно, их аннотирование затруднено. Наконец, наборы данных по отдельным органам представлены в небольшом масштабе и не могут обеспечить эталонность обучения искусственного интеллекта [11, 13]. Вместе с тем, искусственный интеллект достиг определённого уровня точности в своём развитии и успешно применяется для обработки и интерпретации КТ-изображений головного мозга, маммограмм, органов дыхательной системы. Анализ научных публикаций позволяет утверждать, что наиболее качественные результаты достигаются с использованием сверточных нейронных сетей (CNN), обучение которых проводится на КТ-снимках. Основной задачей в такой ситуации является составление качественного набора изображений для обучения сети, что требует сотрудничества между программистами и медицинскими учреждениями. В дальнейшем, качественно обученная

нейросеть способна не только обрабатывать изображения и оценивать стандартные объекты, но и прогнозировать риск развития новообразований на основе ретроспективного анализа визуальных данных за несколько лет. Такие прогнозы затем можно было бы использовать для планирования последующих КТ-сканирований, что позволит не только оптимизировать оказание медицинской помощи, но и избежать ненужного риска для пациента [6, 14, 15]. Описан метод анализа КТ-изображений головного мозга, позволяющий с высокой точностью определять локализацию и размер гематом с помощью соответствующих масок распознавания (бинарных изображений), а затем и их автоматическую сегментацию. С экспертной точки зрения, полученные таким способом результаты обработки изображений и оценки типичных значений на них признаны пригодными для клинического использования. Необходимо отметить, что речь не идёт о формировании полноценной автоматической системы, а только о возможности работы с изображени-

ями и принятии решений на основе человеческого фактора [16]. Вместе с тем, при внедрении в повседневную практику систем на основе нейросетей могут возникнуть известные сложности, поскольку потребуется регистрация систем как медицинских изделий [17, 18].

#### Выводы

Итак, невзирая на отдельные успехи в области анализа и обработки цифровых медицинских изображений, единый подход к решению задачи оценки типичных объектов на цифровых медицинских изображениях отсутствует. Если применение методов радиомики ограничивается в основном трудностями методического характера, то применение искусственного интеллекта и нейросетей требует затрат на формирование отдельных наборов высококачественных изображений, а в некоторых случаях и внесения изменений в нормативную документацию.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Голуб Ю.И. Оценка качества цифровых изображений // Системный анализ и прикладная информатика. 2021. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/otsenka-kachestva-tsifrovyyh-izobrazheniy-1>
2. Леванчук А.В., Дохов М.А., Тихомирова А.А., Стернин В.Е. Современные подходы к определению параметров для исключения артефактов изображения на цифровых микрофотографиях // Визуализация в медицине. 2022. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-podhody-k-opredeleniyu-parametrov-dlya-isklyucheniya-artefaktov-izobrazheniya-na-tsifrovyyh-mikrofotografiyah>
3. Ваулин Г.Ф., Махматов О.В., Длужневская М.А. К вопросу отбора объектов на цифровых медицинских изображениях // МНИЖ. 2023. №4 (130). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/k-voprosu-otbora-obektov-na-tsifrovyyh-meditsinskih-izobrazheniyah>
4. Динамика проведенных лучевых исследований в медицинских организациях Москвы в 2016–2020 годы. — URL: <https://niioz.ru/news/dinamika-provedennykh-luchevykh-issledovaniy-v-meditsinskih-organizatsiyakh-moskvy-v-2016-2020-gody/>
5. Анализ рынка томографической диагностики в России в 2018–2022 гг, прогноз на 2023–2027 гг в условиях санкций. — URL: <https://marketing.rbc.ru/research/38990/>
6. Осипов М.В. Компьютерная томография как фактор риска злокачественных новообразований среди населения города атомной промышленности Озёрск // Радиация и риск (Бюллетень НРЭР). 2023. №3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kompyuternaya-tomografiya-kak-faktor-riska-zlokachestvennyh-novoobrazovaniy-sredi-naseleniya-goroda-atomnoy-promyshlennosti-ozersk>
7. Кузнецова С.А. Компьютерная томография в современной медицине. — URL: <https://12sanepid.ru/press/publications/4880.html>
8. Литвин А.А., Буркин Д.А., Кропинов А.А., Парамзин Ф.Н. Радиомика и анализ текстур цифровых изображений в онкологии (обзор) // Современ. технол. мед.. 2021. №2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/radiomika-i-analiz-tekstur-tsifrovyyh-izobrazheniy-v-onkologii-obzor>
9. Ходжибекова Ю.М., Ходжибеков М.Х., Ахмедов Б.Р. и др. Текстурированный анализ КТ-изображений в дифференциации опухолей головы и шеи. Вестник рентгенологии и радиологии. 2022;103(4-6):28–35. <https://doi.org/10.20862/0042-4676-2022-103-4-6-28-35>
10. Smith-Bindman R., Lipson J., Marcus R., et al. Radiation dose associated with common computed tomography examinations and the associated lifetime attributable risk of cancer. Archives of Internal Medicine 2009; 169(22):2078–2086.
11. Zhang, P., Gao, C., Huang, Y. et al. Artificial intelligence in liver imaging: methods and applications. Hepatol Int 18, 422–434 (2024). <https://doi.org/10.1007/s12072-023-10630-w>
12. Shad, R., Cunningham, J.P., Ashley, E.A. et al. Designing clinically translatable artificial intelligence systems for high-dimensional medical imaging. Nat Mach Intell 3, 929–935 (2021). <https://doi.org/10.1038/s42256-021-00399-8>
13. Rajpurkar, P., Chen, E., Banerjee, O. et al. AI in health and medicine. Nat Med 28, 31–38 (2022). <https://doi.org/10.1038/s41591-021-01614-0>
14. Зеленина Л.И., Хаймина Л.Э., Деменкова Е.А., Деменков М.Е., Хаймин Е.С., Хрипунов Д.Д. Сверточные нейронные сети в задаче классификации медицинских изображений // Современные наукоемкие технологии. — 2021. — № 9. — С. 68–73; URL: <https://top-technologies.ru/ru/article/view?id=38818>
15. Huynh, E., Hosny, A., Guthrie, C. et al. Artificial intelligence in radiation oncology. Nat Rev Clin Oncol 17, 771–781 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41571-020-0417-8>
16. Petrov, A.; Kashevnik, A.; Haleev, M.; Ali, A.; Ivanov, A.; Samochernykh, K.; Rozhchenko, L.; Bobinov, V. AI-Based Approach to One-Click Chronic Subdural Hematoma Segmentation Using Computed Tomography Images. Sensors 2024, 24, 721. <https://doi.org/10.3390/s24030721>
17. Федеральный закон от 21 ноября 2011 г. № 323-ФЗ «Об основах охраны здоровья граждан в Российской Федерации». — URL: <https://minzdrav.gov.ru/documents/7025-federalnyy-zakon-323-fz-ot-21-noyabrya-2011-g>
18. Третьякова, Е.П. (2021). Использование искусственного интеллекта в здравоохранении: распределение ответственности и рисков. Цифровое право, 2(4), 51–60. <https://doi.org/10.38044/2686-9136-2021-2-4-51-60>

© Ваулин Георгий Фёдорович (annavasil324684@gmail.com); Стернин Вадим Евгеньевич (vsternin@hotmail.com);

Василенко Анна Григорьевна (annavasil324684@gmail.com)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»