

УДК 616.8-00

<http://dx.doi.org/10.22328/2079-5343-2021-12-2-30-36>

© Андропова П.Л., Гаврилов П.В., Савинцева Ж.И., Вовк А.В., Рыбин Е.В., 2021 г.

ПРИМЕНЕНИЕ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В НЕЙРОРАДИОЛОГИИ ОСТРОГО ИШЕМИЧЕСКОГО ИНСУЛЬТА

^{1,3}П. Л. Андропова, ²П. В. Гаврилов*, ¹Ж. И. Савинцева, ³А. В. Вовк, ³Е. В. Рыбин

¹Институт мозга человека имени Н. П. Бехтеревой Российской академии наук, Санкт-Петербург, Россия

²Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Российская Федерация

³Городская больница Святой преподобномученицы Елизаветы, Российская Федерация

Введение. Искусственный интеллект в настоящее время является наиболее быстро развивающейся областью, имеющей большое значение для лучевой диагностики. **Цель обзора:** изучить современное состояние применения систем искусственного интеллекта в визуализации острого ишемического инсульта. **Результаты.** В настоящее время имеется множество программных решений на основе искусственного интеллекта, позволяющих успешно применять автоматическую обработку изображений для оценки данных нейровизуализации при острых нарушениях мозгового кровообращения: раннее выявление диагностически-ми методами визуализации, оценка времени начала заболевания, сегментация поражения, анализ наличия и возможности возникновения отека мозга, а также прогнозирование осложнений и результатов лечения. **Заключение.** Первые результаты применения искусственного интеллекта для оценки данных нейровизуализации показали, что методы машинного обучения могут быть полезны в качестве инструментов принятия решений при выборе лечения для острого ишемического инсульта.

Ключевые слова: компьютерная томография, магнитно-резонансная томография, нейровизуализация, искусственный интеллект, острый ишемический инсульт.

*Контакт: Гаврилов Павел Владимирович, spbniifrentgen@mail.ru

© Andropova P.L., Gavrilov P.V., Savintseva Zh.I., Vovk A.V., Rybin E.V., 2021

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS IN NEURORADIOLOGY OF ACUTE ISCHEMIC STROKE

^{1,3}Polina L. Andropova, ²Pavel V. Gavrilov*, ¹Zhanna I. Savintseva, ³Andrey V. Vovk, ³Evgeny V. Rybin

¹Institute of the Human Brain of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia

²St. Petersburg State University, St. Petersburg, Russia

³St. Petersburg City Hospital of the Holy Martyr Elizabeth, St. Petersburg, Russia

Introduction. Artificial intelligence is one of the fastest-growing areas of great importance to radiology. **Purpose.** In this article, we aimed to study the current state of the use of computer-aided imaging analysis in acute ischemic stroke. **Results.** There are many artificial intelligence softwares that automatic image processing can successfully identify neuroradiology image in stroke: early detection by diagnostic imaging methods, assessment of the time of disease onset, segmentation of the lesion, analysis of the presence and possibility of cerebral edema, and predicting complications and treatment outcomes. **Conclusion.** The first results of using artificial intelligence to evaluate neuroimaging data showed that machine-learning methods could be useful as decision-making tools when choosing a treatment for acute ischemic stroke.

Key words: computed tomography, magnetic resonance imaging, neuroradiology, artificial intelligence, acute ischemic stroke

*Contact: Pavel Vladimirovich Gavrilov, spbniifrentgen@mail.ru

Конфликт интересов: авторы заявили об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Андропова П.Л., Гаврилов П.В., Савинцева Ж.И., Вовк А.В., Рыбин Е.В. Применение систем искусственного интеллекта в нейрорадиологии острого ишемического инсульта // *Лучевая диагностика и терапия*. 2021. Т. 12, № 2. С. 30–36, <http://dx.doi.org/10.22328/2079-5343-2021-12-2-30-36>.

Conflict of interests: the author stated that there is no potential conflict of interests.

For citation: Andropova P.L., Gavrilov P.V., Savintseva Zh.I., Vovk A.V., Rybin E.V. Application of artificial intelligence systems in neuroradiology of acute ischemic stroke // *Diagnostic radiology and radiotherapy*. 2021. Vol. 12, No. 2. P. 30–36, <http://dx.doi.org/10.22328/2079-5343-2021-12-2-30-36>.

Введение. Заболеваемость острым нарушением мозгового кровообращения в России составляет 2,5–3,5 случая на 1000 населения в год, а смертность от ОНМК достигает 35%, увеличиваясь на 12–15%

к концу первого года; в течение 5 лет после инсульта умирают 44% пациентов (особенно это стало актуально в период пандемии COVID-19). Ежегодно инсульт поражает около 80,1 млн человек во всем

мире и связан с огромными социальными издержками [1, с. 439]. Современные методы лечения ОНМК основаны на быстрой реперфузии ишемизированной ткани с использованием внутривенных (IV) тромболитических препаратов (внутривенная тромболитическая терапия), таких как тканевой активатор плазминогена, и/или эндоваскулярных методов для механического устранения препятствия кровотоку (внутрисосудистая реканализация). Нужно отметить, что реперфузия эффективна лишь в случае выполнения в рамках так называемого «терапевтического окна», которое составляет 6–8 часов. Также существует категория пациентов, которым противопоказана тромболитическая терапия, например, с кровоизлиянием в зону ишемии. Один из важнейших требований для осуществления тромболитической терапии или тромбэкстракции является визуализация зоны поражения в головном мозге. Компьютерная томография (КТ) головного мозга — широкодоступный метод визуализации, который используется для определения соответствия критериям введения тромболитического препарата. В попытке формализовать единый диагностический подход, в 2000 г. была разработана программа ASPECTS — полуколичественная шкала, созданная для оценки ранних ишемических изменений на КТ у пациентов с острым ишемическим инсультом в бассейне средней мозговой артерии [2, с. 1671]. Оценка ASPECTS складывается из подсчета количества областей с ранними признаками ишемии, и вычитанием этого числа из начальной оценки в 10 баллов [2, с. 1671; 3, с. 974]. Ранними признаками ишемического инсульта при КТ являются: признак окклюзии СМА, нарушение дифференцировки между серым и белым веществом островковой доли и полушария в целом, исчезновение границ базальных ганглиев, а также сглаженность извилин и сужение наружных субарахноидальных пространств, с возникновением, так называемого «масс-эффекта» [4, с. 18–21]. Однако, несмотря на попытку ввести строгую оценочную шкалу, с целью уменьшить вариативность экспертных оценок, исследования эффективности шкалы ASPECTS показали достаточно разнородные результаты [2, с. 1678–1673; 5, с. 1048–1049; 6, с. 1195, 1196].

Помимо КТ, для оценки диагностики ОНМК применяется также магнитно-резонансная томография (МРТ). Многоцентровое клиническое исследование WAKE-UP [7, с. 2, 3] использовали МРТ в качестве метода диагностики ишемического инсульта у пациентов с неустановленным временем появления симптомов для выявления областей мозга, которые демонстрируют рестрикцию диффузии на диффузионно-взвешенных изображениях (DWI), в отсутствие повышения интенсивности сигнала на импульсной последовательности восстановления с инверсией и подавлением сигнала от жидкости (FLAIR). На основе полученных данных определяли вариант терапии инсульта. Возможность примене-

ния МРТ для определения целесообразности применения тромболитической терапии, создает проблемы для большинства центров, которые не имеют постоянного и круглосуточного доступа к этому методу лучевой диагностики.

Таким образом, на сегодняшний день основными проблемами современной нейровизуализации при ОНМК являются: ограниченная доступность этих методов, нехватка специалистов для оперативной интерпретации результатов исследований, а также вариативность экспертных оценок. Одним из решений этих проблем может стать применение систем искусственного интеллекта для интерпретации диагностических изображений пациентов с подозрением на ОНМК.

Искусственный интеллект — это комплекс технологических решений, имитирующих когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма), позволяющий при выполнении задач достигать результаты, как минимум сопоставимые с интеллектуальной деятельностью человека. Это понятие включает информационно-коммуникационную инфраструктуру и программное обеспечение, в которых используются методы машинного, репрезентативного и глубокого обучения, а также процессы обработки данных и выработки решений [8, с. 3]. ИИ — одна из наиболее быстро развивающихся областей информатики и вычислительной техники, имеющая большое значение для радиологии. При анализе публикаций в PubMed по запросу «искусственный интеллект» на момент публикации этой статьи было найдено 117 557 работ; в сочетании с «Радиологией» 9,247 рукописей. Большинство из этих работ публикуются с 2005 года.

Машинное обучение используется для частичной или полной автоматизации решения сложных профессиональных задач на основе накопленных данных. Алгоритмы развиваются при увеличении объемов доступных баз данных, улучшают свою результативность с опытом, а также учатся давать конкретные ответы, обрабатывая большие объемы информации [9, с. 535].

Перед оценкой моделей машинного обучения необходима спецификация медицинских диагностических задач, поскольку модели должны быть соответствующим образом обучены. Это достигается с помощью основных типовых задач: обучение с учителем (supervised learning), обучение без учителя (unsupervised learning) и частичное обучение (semi-supervised learning). Эти типы задач обучения по прецедентам являются фундаментальными стратегиями, применяемыми в зависимости от имеющихся данных. При обучении с учителем искусственный интеллект извлекает информацию из определенной части обученных выборок с верифицированной и размеченной патологией для того, чтобы предсказывать результаты неизвестных данных [10, с. 62]. И наоборот, при обучении без учителя происходит

сравнение «нормы» с базами данных неразмеченной патологии для реализации задачи кластеризации, заключающейся в том, чтобы сгруппировать объекты в кластеры, используя данные о попарном сходстве объектов. При частичном обучении происходит комбинация двух вышеуказанных методов и требуется только небольшая часть маркированных обучающих данных. Незамеченные изображения также используются при обучении [11, с. 2].

Необходимо, чтобы размеченные данные были достоверны. Именно поэтому была введена концепция «основа истины», которая определяет проверку результатов машинного обучения на предмет точности и является фундаментальной для проверки эффективности программ ИИ. В контексте радиологии этот термин означает подтверждение диагнозов, предложенных ИИ, патологоанатомическими или хирургическими способами. «Основой истины» можно считать данные, которые являются достоверно верифицированными (подтвержденные «золотым стандартом») [12, с. 12].

Глубокое обучение является классом алгоритмов машинного обучения и ведущим направлением большинства инструментов ИИ для интерпретации изображений. Глубокое обучение — это алгоритмы, представленные в виде нескольких уровней обработки информации, связанных между собой. Эта многослойная система нелинейных фильтров используется для извлечения признаков с преобразованиями, что подразумевает под собой получение каждым последующим слоем на входе выходных данных предыдущего слоя. Такие многослойные алгоритмы образуют большие искусственные нейронные сети [11, с. 1–2].

Искусственные нейронные сети должны быть «обучены» с использованием стандартизированных наборов данных. В лучевой диагностике они обычно состоят (по крайней мере, на начальном этапе) из маркированных вручную изображений, используемых алгоритмами для обучения (сегментация). После того как сеть будет обучена, ее необходимо протестировать с использованием другого набора данных, предназначенного для оценки соответствия модели обучения требуемому результату. На этом этапе часто наблюдается «переоснащение» модели. R. Yamashita и соавт. описывают переоснащение как ситуацию, «когда модель изучает статистические закономерности, характерные для обучающего набора, то есть в конечном итоге запоминает нерелевантный шум вместо изучения данных и, следовательно, работает хуже на последующем новом наборе данных. Следствием переоснащения является то, что сеть не будет обобщать данные, с которыми ранее не встречалась, и станет совершать большее количество ошибок [13, с. 621–624].

Между объемом, а также качеством первичных данных и соответствием модели требующемуся результату существует прямая корреляция. Поскольку

ввиду возможности проведения обучения в несколько этапов и тестирования на разнородных наборах данных постепенно улучшается производительность сети, то прежде, чем алгоритм будет выпущен для общего использования, оцениваются его точность и универсальность. Другим решением является так называемое «дополнение данных», которое означает изменение обучающих данных путем добавления некоторой новой информации. Простой пример: сеть обучается распознавать кистозные образования с помощью ультразвукового исследования (УЗИ). Первично, в наборе обучающих данных должны быть представлены простые кисты, но при дальнейшей итерации обучения могут быть добавлены случаи с частично гиперэхогенными, за счет артефактов, кистозными образованиями. Это позволяет настроить сеть на распознавание «неидеальной кисты» [13, с. 624].

Как правило, чем «глубже» сеть (больше уровней) и чем больше циклов обучения, тем выше производительность сети.

Основополагающим направлением применения ИИ в нейрорадиологии является автоматическая сегментация поражений головного мозга, позволяющая разгрузить врача рентгенолога от трудоемкой функции выполнения сегментации вручную. При клиническом применении рентгенологи в основном выполняют ручную сегментацию, которая является субъективной, занимает большое количество рабочего времени и плохо воспроизводима при повторной процедуре. Автоматическая сегментация полностью контролируется алгоритмом без участия человека. Скорость сегментации высокая, а результаты воспроизводимы [14, с. 89–93].

Другим применением ИИ в радиологии является радиомика. Это способность представления сложных объектов в виде совокупности количественных признаков. Программные продукты на основе радиомики позволяют извлекать признаки из диагностических изображений, конечным продуктом которых является определение параметра конкретной патологии. Радиологический анализ может извлечь большое количество элементов из области, представляющей интерес в исследовании КТ или МРТ, и сопоставить эти характеристики друг с другом и другими данными [15, с. 566, 568, 570].

Системы машинного обучения в настоящее время применяются для диагностики и классификации опухолей головного мозга [16, с. 2–7], определенных психических расстройств [17, с. 301, 302, 304], эпилепсии [18, с. 127–130], нейродегенеративных [19, с. 23, 32] и демиелинизирующих расстройств [20, с. 9, 10]. Алгоритмы машинного обучения были также разработаны и для помощи в диагностике и индивидуальном выборе лечения при остром ишемическом инсульте.

Одним из наиболее важных клинических критериев для успешного проведения тромболизиса с применением тканевого активатора плазминогена при ост-

ром ишемическом инсульте является его проведение в первые 4,5 часа от появления симптомов, но обычно начало инсульта неизвестно. Для решения этой проблемы К. С. Но и соавт. [21, с. 893, 894, 897, 898] разработали алгоритм глубокого обучения, основанный на архитектуре автокодера, для извлечения признаков визуализации из изображений МР-перфузии (PWI) и определения времени, прошедшего с момента начала инсульта. L. Chen и соавт. [22, с. 2–4] на основе данных 741 пациента и модели глубокого обучения, включавшей две нейронные сети, разработали алгоритм сегментации поражений головного при инсульте с помощью DWI-изображений. Измерение перфузионно-диффузионного несоответствия и расчет вероятности формирования зоны ядра инфаркта с использованием подходов на основе МРТ для оценки тканей, подверженных риску, могут применяться при принятии решений о типе лечения инсульта. M. J. Vouts и соавт. [23, с. 1076–1079] проанализировали способность пяти алгоритмов выявить потенциально жизнеспособные ткани мозга, на основе МР-изображений крыс, подвергшихся правосторонней окклюзии средней мозговой артерии (СМА) без последующей реперфузии, со спонтанной реперфузией или реперфузией, вызванной тромболизом. Наивысшая точность идентификации ишемической ткани, которая может восстановиться после последующей реперфузии, наблюдалась с использованием обобщенной линейной модели (коэффициент сходства Дайса = $0,79 \pm 0,14$). Аналогичным образом S. Huang и соавт. [24, с. 78–80, 83] использовали метод опорных векторов (SVM) для прогнозирования инфаркта у крыс на попиксельной основе с использованием показателей скорости мозгового кровотока (CBF) и изображений измеряемого коэффициента диффузии (ADC) по данным МРТ.

Еще одним применением систем машинного обучения при остром ишемическом инсульте является прогнозирование факторов, которые будут способствовать ухудшению неврологического статуса и повышению вероятности развития отека головного мозга. Y. Chen и соавт. [25, с. 674, 675, 679] предложили определения и измерения объема спинномозговой жидкости (СМЖ) в динамике, поскольку он может представлять собой чувствительный биомаркер развития и прогрессирования отека мозга. Первоначальная когорта состояла из 155 результатов КТ-обследования. Предварительная обработка проводилась с использованием модели обобщенных оценочных уравнений для расчета объема спинномозговой жидкости в головном мозге с поправкой на возраст. Результаты исследования показали, что уменьшение объема спинномозговой жидкости в динамике коррелировало с объемом инфаркта, наличием отека головного мозга и степенью смещения срединных структур. Для сравнения R. Dhar и соавт. [26, с. 2, 4, 5, 8] представили автоматизированный метод сегментации пространств СМЖ с помощью ансамбля

машинного обучения на основе метода случайных лесов с сегментацией геометрического активного контура. У 38 пациентов была произведена разметка ликворных пространств головного мозга в течение 6 часов от начала инсульта, а затем через 24 часа от дебюта заболевания. Такой подход позволил точно отследить сужения субарахноидальных пространств головного мозга, как корреляционный показатель объема СМЖ. Коэффициенты корреляции Пирсона между изменениями объема СМЖ и нормальными показателями оказались статистически значимыми. Разработанные алгоритмы представляют собой потенциал для будущих исследований и могут служить биомаркером тяжести отека мозга.

Исход пациентов с острым ишемическим инсультом зависит от качества и своевременности лечения, поэтому следует учитывать риски осложнений при принятии решения о выборе определенного типа терапии. Y. Yu и соавт. [27, с. 5–7] разработали метод прогнозирования локализации и степени геморрагической трансформации (ГТ) при инсульте, как наиболее тяжелого осложнения после реперфузионной терапии. Перфузионные и DWI-изображения 165 пациентов, получавших реперфузионную терапию, были проанализированы с использованием пяти подходов машинного обучения, при этом спектральная регрессия ядра продемонстрировала точность $83,7 \pm 2,6\%$. В многоцентровом ретроспективном исследовании [28, с. 965, 966, 968] ученые оценили прогностическую способность геморрагической трансформации по данным МР-перфузии. Были собраны данные МР-перфузионных изображений у 263 пациентов из четырех медицинских центров, которые служили входными данными для линейных и нелинейных прогностических моделей со средней точностью $>85\%$ при прогнозировании ИИ. A. Nielsen и соавт. [29, с. 3, 4, 7] провели исследование на основе, созданной ими, нейронной сети с 9 биомаркерами в качестве входных данных для расчета объема поражения у пациентов, получавших tPA (внутривенная тромболитическая терапия). Сравнивались исходные данные 35 пациентов, получавших внутривенно tPA и 29 пациентов из контрольной группы. Эта модель предсказала с точностью 88% конечный объем инфаркта. P. Bentley и соавт. [30, с. 638] на основе данных 116 пациентов (результаты компьютерной томографии и клиническая оценка тяжести), получавших tPA, разработали систему, позволяющую предсказать риск симптоматического внутримозгового кровоизлияния (sICH) после внутривенной терапии тромболизом. В их исследовании система на основе метода опорных методов давала лучший прогноз по сравнению с традиционными инструментами прогнозирования, основанными на данных экспертной оценки, такими как внутримозговое кровоизлияние после тромболиза, ранние признаки инфаркта, признак гиперденсной мозговой артерии, возраст и баллы по шкале NIHSS (SEDAN).

Алгоритмы машинного обучения могут помочь и в прогнозировании двигательных нарушений у пациентов с инсультом. N.D. Forkert и соавт. [31, с. 3, 7–10] при обработке МРТ-изображений применили 12 классификационных моделей на основе метода опорных векторов для расчета соответствующей оценки пациентов с ишемическим инсультом по модифицированной шкале Рэнкина (Modified Rankin scale — mRS) в течении 30 дней — с помощью параметров, включающих вовлечение в поражение разных областей мозга, латеральность инсульта и другие дополнительные характеристики, такие как объем инфаркта, NIHSS при поступлении и возраст пациента. Превосходное прогнозирование неврологических нарушений по mRS наблюдалось за счет интеграции дополнительных функций и предоставления информации о локализации, с точностью прогнозирования mRS по нескольким значениям 56% и дихотомической точностью прогнозирования mRS (0–2 против 3–5) 85%. В исследовании Y. M. Rondina и соавт. [32, с. 373–377] была создана модель для прогнозирования двигательного дефицита верхних конечностей у 50 пациентов с инсультом, разработанная на основе данных структурной МРТ вместо функциональной.

Таким образом, в настоящее время существуют успешные попытки применить все возможности систем искусственного интеллекта для оценки данных нейровизуализации при ОНМК: раннее выявление диагностическими методами визуализации, оценка времени начала заболевания, сегментация поражения, анализ наличия и возможности возникновения отека мозга, а также прогнозирование осложнений и результатов лечения.

Однако существует ряд ограничений для дальнейшего развития систем искусственного интеллекта. Первое ограничение — это размер выборки. Алгоритмы глубокого обучения с использованием медицинской визуализации часто требуют существенный массив данных, который, в силу своей специфики, может быть недоступен. Например, алгоритм машинного обучения, продемонстрировавший превосходную производительность при дифференциальной диагностике между злокачественными и доброкачественными новообразованиями кожи, в сравнении с результатами экспертной оценки 21 дерматолога, был обучен на наборе данных из почти 130 000 изображений [33, с. 117]. Набор данных такого размера в ОНМК для публичного использования в настоящее время не существует.

Препятствия в обмене данными между учреждениями, а также отсутствие финансирования для правильной предварительной обработки и курирования этих изображений и ограничения на размещение такого набора данных являются причиной некоторых задержек в создании этого репозитория.

Еще одно ограничение, встречающееся в методах машинного обучения на основе нейровизуализации, — это необходимость маркировки областей интереса или результатов «золотого стандарта» на изображениях. Другими словами, помимо сбора изображений, необходима их разметка, идентификация и сегментация. Например, для обучения алгоритма, оценивающего наличие или отсутствие гиперденсной СМА, необходима предварительная разметка «учителем». С учетом того, что человеческий экспертный ресурс является достаточно ограниченным, есть запрос на снижение необходимости его применения в обучении моделей искусственного интеллекта.

При этом следует отметить, что большинство результатов представленных авторами алгоритмов в настоящее время не прошли независимую оценку в клинической практике. Медицинскому сообществу предстоит широкая клиническая апробация разработанных систем искусственного интеллекта на независимых наборах данных. Требуется проведение рандомизированных исследований, оценивающих отдаленные результаты систем искусственного интеллекта, что может внести изменения в показатели диагностической точности данных алгоритмов. Также на основе независимой клинической апробации возможно рекомендовать конкретные программные продукты в медицинскую практику. Отдельным пунктом является изучение взаимодействия врача и систем машинного обучения, а также влияние этой коллаборации на процесс принятия решений, показатели качества медицинской помощи, продолжительность и качество жизни пациентов.

Заключение. Первые результаты применения искусственного интеллекта для оценки данных нейровизуализации показали, что методы машинного обучения могут быть полезны в качестве инструментов принятия решений при выборе лечения острого нарушения мозгового кровообращения. Широкое внедрение элементов искусственного интеллекта в рутинную практику врачей-рентгенологов позволит не только уменьшить время на написание заключений, но и снизить процент диагностических ошибок.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Global, regional, and national burden of stroke, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. GBD 2016 Stroke Collaborators // *Lancet Neurol*. 2019. Vol. 18. P. 439–458. Published Online March 11. 2019. doi: 10.1016/S1474-4422(19)30034-1.
2. Barber P.A., Demchuk A.M., Zhang J. et al. Validity and reliability of a quantitative computed tomography score in predicting outcome of hyperacute stroke before thrombolytic therapy // *Lancet*. 2000. Vol. 355. P. 1670–1674. doi: 10.1016/S0140-6736(00)02237-6.
3. Dzialowski I., Hill M.D., Coultts S.B. et al. Extent of early ischemic changes on computed tomography (CT) before thrombolysis: prognostic value of the Alberta Stroke Program Early CT Score in ECASS II // *Stroke*. 2006. Vol. 37. P. 973–9678. doi: 10.1161/01.STR.0000206215.62441.56

4. Трофимова Т.Н., Потопов А.А., Пронин И.Н., Ананьева Н.И. и др. *Современные стандарты анализа лучевых изображений и алгоритмы построения заключения*. Руководство для врачей. СПб., 2020 [Trofimova T.N., Potapov A.A., Pronin I.N., Ananyeva N.I. et al. *Modern standards for the analysis of ray images and algorithms for constructing a conclusion*. A guide for doctors. St. Petersburg, 2020 (In Russ)].
5. Gupta A.C., Schaefer P.W., Chaudhry Z.A., Leslie-Mazwi T.M., Chandra R.V., González R.G. et al. Interobserver reliability of baseline noncontrast CT Alberta Stroke Program early CT score for intra-arterial stroke treatment selection // *AJNR Am J. Neuroradiol.* 2012. Vol. 33. P. 1046–1049. doi: 10.3174/ajnr.A2942.
6. Mak H.K., Yau K.K., Khong P.L., Ching A.S., Cheng P.W., Au-Yeung P.K. et al. Hypodensity of >1/3 middle cerebral artery territory versus Alberta Stroke Programme Early CT Score (ASPECTS): comparison of two methods of quantitative evaluation of early CT changes in hyperacute ischemic stroke in the community setting // *Stroke*. 2003. Vol. 34. P. 1194–1196. doi: 10.1161/01.STR.0000069162.64966.71.
7. Zhao Y., Healy B.C., Rotstein D., Guttman C.R., Bakshi R., Weiner H.L. et al. Exploration of machine learning techniques in predicting multiple sclerosis disease course // *PLoS ONE*. 2017. Vol. 12. e0174866. doi: 10.1371/journal.pone.0174866.
8. Дорожная карта развития «сквозной» цифровой технологии «Нейротехнологии и искусственный интеллект», 2019. [Roadmap for the development of «end-to-end» digital technology «Neurotechnologies and Artificial Intelligence», 2019 (In Russ)].
9. Samuel's Checkers Player // Sammut C., Webb G.I. (eds.) *Encyclopedia of Machine Learning*. Springer, Boston, MA. doi: 10.1007/978-0-387-30164-8_740.
10. Cruz J.A., Wishart D.S. Applications of machine learning in cancer prediction and prognosis // *Cancer informatics*. 2006. Vol. 2, No 59, 11; Vol. 2. P. 59–77. PMID: 19458758; PMID: PMC2675494.
11. Shen D., Wu G., Suk H.I. Deep Learning in Medical Image Analysis // *Annual review of biomedical engineering*. 2017. Vol. 19. P. 221–248. doi: 10.1146/annurev-bioeng-071516-044442.
12. Zhou N., Siegel Z.D., Zarecor S. et al. Crowdsourcing image analysis for plant phenomics to generate ground truth data for machine learning // *PLoS Comput Biol.* 2018. Vol. 14, No. 7. e1006337. doi: 10.1371/journal.pcbi.1006337
13. Yamashita R., Nishio M., Do R.K.G., Togashi K (2018) Convolutional neural networks: an overview and application in radiology // *Insights Imaging*. 2018. Vol. 9, No. 4. P. 611–629. doi: 10.1007/s13244-018-0639-9.
14. Cardenas C.E., Yang J., Anderson B.M., Court L.E., Brock K.B. Advances in Auto-Segmentation. *Semin Radiat Oncol.* 2019. Jul. Vol. 29, No. 3. P. 185–197. doi: 10.1016/j.semradonc.2019.02.001
15. Gillies R.J., Kinahan P.E., Hricak H. Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data // *Radiology*. 2016. Vol. 278. P. 563–577. doi: 10.1148/radiol.2015151169
16. Zhou M., Chaudhury B., Hall L.O. et al. Identifying spatial imaging biomarkers of glioblastoma multiforme for survival group prediction // *J. Magn. Reson. Imaging*. 2016. doi: 10.1002/jmri.25497.
17. Schnack H.G., Nieuwenhuis M., van Haren N.E., Abramovic L., Scheewe T.W., Brouwer R.M. et al. Can structural MRI aid in clinical classification? A machine learning study in two independent samples of patients with schizophrenia, bipolar disorder and healthy subjects // *Neuroimage*. 2014. Vol. 84. P. 299–306. doi: 10.1016/j.neuroimage.2013.08.053.
18. Yankam Njiwa Y., Gray K.R., Costes N., Manguiere F., Rylvlin P., Hammers A. Advanced [18F]FDG and [11C] flumazenil PET analysis for individual outcome prediction after temporal lobe epilepsy surgery for hippocampal sclerosis // *NeuroImage: Clinical*. 2015. Vol. 7. P. 122–131. doi: 10.1016/j.nicl.2014.11.013.
19. Sakai K., Yamada K. Machine learning studies on major brain diseases: 5-year trends of 2014–2018 // *Jpn. J. Radiol.* 2019. Vol. 37, No. 1. P. 34–72. Epub 2018/12/01. doi: 10.1007/s11604-018-0794-4.
20. Wang S.-H., Tang C., Sun J., Yang J., Huang C., Phillips P. et al. Multiple sclerosis identification by 14-layer convolutional neural network with batch normalization, dropout, and stochastic pooling // *Front. Neurosci.* 2018. Vol. 12. P. 818. doi: 10.3389/fnins.2018.00818.
21. Ho K.C., Speier W., El-Saden S., Arnold C.W. Classifying acute ischemic stroke onset time using deep imaging features // *AMIA Annual Symposium Proceedings*. Washington, DC, 2017. P. 892–901. PMID: 29854156 PMID: PMC5977679.
22. Chen L., Bentley P., Rueckert D. Fully automatic acute ischemic lesion segmentation in DWI using convolutional neural networks // *NeuroImage*. 2017. Vol. 5. P. 633–643. doi: 10.1016/j.nicl.2017.06.016.
23. Bouts M.J., Tiebosch I.A., van der Toorn A., Viergever M.A., Wu O., Dijkhuizen R.M. et al. Early identification of potentially salvageable tissue with MRI-based predictive algorithms after experimental ischemic stroke // *J. Cereb. Blood. Flow Metab.* 2013. Vol. 33. P. 1075–1082. doi: 10.1038/jcbfm.2013.51.
24. Huang S., Shen Q., Duong T.Q. Quantitative prediction of acute ischemic tissue fate using support vector machine // *Brain Res*. 2011. Vol. 1405. P. 77–84. doi: 10.1016/j.brainres.2011.05.066.
25. Chen Y., Dhar R., Heitsch L., Ford A., Fernandez-Cadenas I., Carrera C. Automated quantification of cerebral edema following hemispheric infarction: application of a machine-learning algorithm to evaluate CSF shifts on serial head CTs // *NeuroImage*. 2016. No 2. P. 673–680. doi: 10.1016/j.nicl.2016.09.018.
26. Dhar R., Chen Y., An H., Lee J.M. Application of machine learning to automated analysis of cerebral edema in large cohorts of ischemic stroke patients // *Front. Neurol.* 2018. Vol. 9. P. 687. doi: 10.3389/fneur.2018.00687.
27. Yu Y., Guo D., Lou M., Liebeskind D., Scalzo F. Prediction of hemorrhagic transformation severity in acute stroke from source perfusion MRI // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2018. Vol. 65. P. 2058–2065 doi: 10.1109/TBME.2017.2783241.
28. Scalzo F., Alger J.R., Hu X., Saver J.L., Dani K.A., Muir K.W. Multi-center prediction of hemorrhagic transformation in acute ischemic stroke using permeability imaging features // *Magn. Reson. Imag.* 2018. Vol. 31, No. 6. P. 961–969. doi: 10.1016/j.mri.2013.03.013.
29. Nielsen A., Hansen M.B., Tietze A., Mouridsen K. Prediction of tissue outcome and assessment of treatment effect in acute ischemic stroke using deep learning // *Stroke*. 2018. Vol. 49. P. 1394–1401. doi: 10.1161/STROKEAHA.117.019740.
30. Bentley P., Ganesalingam J., Carlton Jones A.L., Mahady K., Epton S., Rinne P. et al. Prediction of stroke thrombolysis outcome using CT brain machine learning // *NeuroImage*. 2014. Vol. 4. P. 635–640. doi: 10.1016/j.nicl.2014.02.003.
31. Forkert N.D., Verleger T., Cheng B., Thomalla G., Hilgetag C.C., Fiehler J. et al. Multiclass support vector machine-based lesion mapping predicts functional outcome in ischemic stroke patients // *PLoS ONE*. 2015. Vol. 10. e0129569. doi: 10.1371/journal.pone.0129569.
32. Rondina J.M., Filippone M., Girolami M., Ward N.S. Decoding post-stroke motor function from structural brain imaging // *Neuroimage Clin.* 2016. Vol. 12. P. 372–380. doi: 10.1016/j.nicl.2016.07.014.
33. Esteva A., Kuprel B., Novoa R.A. et al. Thru Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks // *Nature*. 2017. Vol. 542. P. 115–118. doi: 10.1038/nature21056.

Поступила в редакцию/Received by the Editor: 26.03.2021 г.

Вклад авторов:

Вклад в концепцию и план исследования — П.Л.Андропова, П.В.Гаврилов. Вклад в сбор данных — П.Л.Андропова, Ж.И.Савиццева, П.В.Гаврилов. Вклад в анализ данных и выводы — Ж.И.Савиццева, П.Л.Андропова, П.В.Гаврилов. Вклад в подготовку рукописи — П.Л.Андропова, А.В.Вовк, Е.В.Рыбин.

Сведения об авторах:

Андропова Полина Леонидовна — аспирант федерального государственного бюджетного учреждения науки «Институт мозга человека имени Н.П.Бехтерева»; 197376, Санкт-Петербург, ул. Академика Павлова, д. 9; врач кабинета компьютерной томографии рентгеновского отделения Санкт-Петербургского государственного бюджетного учреждения здравоохранения «Городская больница Святой преподобномученицы Елизаветы»; 195257, Санкт-Петербург, ул. Вавиловых, д. 14, А; e-mail: polin.and@icloud.com, ORCID 0000-0002-0416-493X

Гаврилов Павел Владимирович — кандидат медицинских наук, доцент научного и образовательного центра «Лучевая диагностика и ядерная медицина» научно-клинического и образовательного центра «Лучевая диагностика и ядерная медицина» федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет»; 199034, Санкт-Петербург, Университетская набережная, д. 7–9; e-mail: spbniifrentgen@mail.ru; ORCID 0000-0003-3251-4084; SPIN-код 7824–5374;

Савиццева Жанна Игоревна — кандидат медицинских наук, научный сотрудник лаборатории нейровизуализации федерального государственного бюджетного учреждения науки «Институт мозга человека имени Н.П.Бехтерева» Российской академии наук; 197376, Санкт-Петербург, ул. Академика Павлова, д. 9; e-mail: jeanna.mri@ihb.spb.ru; ORCID 0000-0001-9306-2101; SPIN-код 6620-9449;

Вовк Андрей Владиславович — кандидат медицинских наук, врач-хирург, заместитель главного врача по медицинской части Санкт-Петербургского государственного бюджетного учреждения здравоохранения «Городская больница Святой преподобномученицы Елизаветы»; 195257, Санкт-Петербург, ул. Вавиловых, д. 14, А; e-mail: vav.gb3@gmail.com; ORCID 0000-0002-6550-589x;

Рыбин Евгений Владимирович — кандидат медицинских наук, врач-кардиолог, заместитель главного врача по терапии Санкт-Петербургского государственного бюджетного учреждения здравоохранения «Городская больница Святой преподобномученицы Елизаветы»; 195257, Санкт-Петербург, ул. Вавиловых, д. 14, А; e-mail: doctorrybin@mail.ru; ORCID 0000-0002-3565-2821.