

**КРЕМНЕВА Е.И.,**

к.м.н., ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия

**СМОРЧКОВА А.К.,**

ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия, e-mail: SmorchkovaAK@zdrav.mos.ru

**ХОРУЖАЯ А.Н.,**

ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия, e-mail: KhoruzhayaAN@zdrav.mos.ru

**СЕМЕНОВ Д.С.,**

к.т.н., ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия, e-mail: SemenovDS4@zdrav.mos.ru

**МАЛЬЦЕВ А.В.,**

к.т.н., ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия, e-mail: maltsevanton@ya.ru

**ШАРОВА Д.Е.,**

ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия, e-mail: SharovaDE@zdrav.mos.ru

**ЗИНЧЕНКО В.В.,**

ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия, e-mail: ZinchenkoVV1@zdrav.mos.ru

**ВЛАДИМИРСКИЙ А.В.,**

д.м.н., ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицины Департамента здравоохранения Москвы», г. Москва, Россия, e-mail: VladzimirskijAV@zdrav.mos.ru

## **ОСОБЕННОСТИ ФОРМИРОВАНИЯ НАБОРОВ ДАННЫХ ДЛЯ СЕРВИСОВ С ИСКУССТВЕННЫМ ИНТЕЛЛЕКТОМ В НЕЙРОВИЗУАЛИЗАЦИИ НА ПРИМЕРЕ СОЗДАНИЯ НАБОРА ДАННЫХ С КТ-ИЗОБРАЖЕНИЯМИ ГОЛОВНОГО МОЗГА С ПРИЗНАКАМИ КРОВОИЗЛИЯНИЯ**

DOI: 10.25881/18110193\_2023\_4\_42

**Аннотация.** Цель исследования. Демонстрация особенностей создания наборов данных для нейровизуализации на примере подготовки набора данных с компьютерно-томографическими изображениями головного мозга с наличием и отсутствием признаков внутричерепного кровоизлияния.

Методы. В основе формирования набора данных использована методология, разработанная Научно-практическим клиническим центром диагностики и телемедицины (регламент подготовки набора данных), которая осуществляется в 4 этапа: планирования (подбор необходимых ключевых слов для первичного отбора исследований, определение критериев включения и исключения, источника медицинской информации), отбора (первич-

ная выгрузка текстовой информации – краткого анамнеза и протоколов описания из Единого радиологического информационного сервиса города Москва за 2020 год, анонимизация полученных данных, анализ по наличию ключевых слов), разметки и верификации (заполнение сопроводительной таблицы с клиническими и техническими данными, отбор исследований двумя врачами-рентгенологами и экспертная верификация врачом-нейрорадиологом) и публикации (публикация набора данных онлайн, государственная регистрация).

**Результаты.** В процессе создания набора данных отмечены и сформулированы особенности, применимые для нейрорадиологии, которые должны учитываться в задачах обучения, тестирования и дообучения сервисов искусственного интеллекта для диагностики заболеваний головного мозга: использование специфических терминов, использование изображений с наименьшим количеством шума и наибольшей контрастностью, а также использование соотношений подтипов целевой патологии, характерное для её состава в популяции. Подготовлен набор данных с компьютерно-томографическими изображениями, содержащими признаки внутримозгового кровоизлияния. В итоговую версию набора данных включены анонимизированные исследования 209 пациентов (109 – с наличием патологии, 100 – с её отсутствием): DICOM-изображения, сопроводительная текстовая таблица с клинико-анамнестическими (пол, возраст, тип(ы) и количество кровоизлияний, наличие/отсутствие сопутствующей патологии) и техническими параметрами (толщина среза и реконструкции).

**Заключение.** Продемонстрирована специфика подготовки наборов данных для обучения и тестирования нейрорадиологических сервисов искусственного интеллекта.

**Ключевые слова:** методология, наборы данных, искусственный интеллект, внутримозговые кровоизлияния, нейровизуализация

**Для цитирования:** Кремнева Е.И., Сморгочкова А.К., Хоружая А.Н., Семенов Д.С., Мальцев А.В., Шарова Д.Е., Зинченко В.В., Владимировский А.В. Особенности формирования наборов данных для сервисов с искусственным интеллектом в нейровизуализации на примере создания набора данных с КТ-изображениями головного мозга с признаками кровоизлияния. *Врач и информационные технологии.* 2023; 4: 42-53. doi: 10.25881/18110193\_2023\_4\_42.

**KREMNEVA E.I.,**

PhD, «Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia

**SMORCHKOVA A.K.,**

«Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia, e-mail: SmorchkovaAK@zdrav.mos.ru

**KHORUZHAYA A.N.,**

«Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia, e-mail: KhoruzhayaAN@zdrav.mos.ru

**SEменов D.S.,**

PhD, «Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia, e-mail: SemenovDS4@zdrav.mos.ru

**MALTSEV A.V.,**

PhD, «Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia, e-mail: maltsevanton@ya.ru

**SHAROVA D.E.,**

«Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia, e-mail: SharovaDE@zdrav.mos.ru

**ZINCHENKO V.V.,**

«Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia, e-mail: ZinchenkoVV1@zdrav.mos.ru

**VLADZYMYRSKY A.V.,**

DSc, «Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow», Moscow, Russia, e-mail: VladzimirskijAV@zdrav.mos.ru

## **SPECIAL ASPECTS OF DATASET CREATION FOR ARTIFICIAL INTELLIGENCE SERVICES IN NEUROIMAGING: THE CASE OF A DATASET CREATION WITH CT IMAGES OF THE BRAIN WITH SIGNS OF HEMORRHAGE**

DOI: 10.25881/18110193\_2023\_4\_42

**Abstract.** *Aim. To demonstrate the special aspects of dataset creation for neuroimaging using the example of preparing a dataset with computed tomographic images of the brain with and without signs of intracranial hemorrhage.*

*Methods. The creation of the dataset is based on the methodology developed by the Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine (regulations for preparing the dataset), which is carried out in 4 stages: planning (selection of the necessary keywords for the initial selection of studies, determination of inclusion and exclusion criteria, source of medical information), selection (initial downloading of the text information - a brief patient history and description protocols from the Unified Radiological Information Service of the city of Moscow for 2020, anonymization of the received data, keywords analysis), labeling and verification (filling out the accompanying table with clinical and technical data, study selection by*

two radiologists and an expert verification by a neuroradiologist) and publication (publication of the dataset online, state registration).

*Results.* In the process of creating a dataset, the special aspects, defined by the neuroradiology background, were noted and formulated, which should be taken into the account when executing the primary training, testing and additional training of artificial intelligence services for diagnosing brain diseases: the use of specific terms, the use of images with the least amount of noise and the highest contrast, as well as the use of ratios of subtypes of the target pathology corresponding to its ratio in the population. A dataset with computed tomography images containing signs of intracranial hemorrhage was prepared. The final version of the dataset included anonymized studies of 209 patients (109 with the pathology, 100 without the pathology): DICOM images, an accompanying text table with clinical features (gender, age, type(s) and number of hemorrhages, presence/absence of concomitant pathology) and technical parameters (slice thickness and reconstruction slice thickness).

*Conclusion.* The special aspects of preparing datasets for training and testing neuroradiological artificial intelligence services were demonstrated.

**Keywords:** methodology, datasets, artificial intelligence, intracranial hemorrhages, neuroimaging

**For citation:** Kremneva E.I., Smorchkova A.K., Khoruzhaya A.N., Semenov D.S., Maltsev A.V., Sharova D.E., Zinchenko V.V., Vladzimirskyy A.V. Special aspects of dataset creation for artificial intelligence services in neuroimaging: the case of a dataset creation with ct images of the brain with signs of hemorrhages. *Medical doctor and information technology.* 2023; 4: 42-53. doi: 10.25881/18110193\_2023\_4\_42.

## ВВЕДЕНИЕ

Технологии искусственного интеллекта (ИИ) применяются практически во всех отраслях медицины: в диагностике, лечении, организации здравоохранения, телемедицине [1, 2]. В лучевой диагностике сервисы ИИ призваны повысить эффективность работы, уменьшить количество ошибок в заключениях врачей и достичь диагностических целей с минимальными трудозатратами путем внедрения в практику подобных интеллектуальных решений в качестве помощника врача [3]. При этом разработка, в том числе и качество, наборов данных для создания и тестирования сервисов ИИ имеет критическое значение для эффективной, качественной и безопасной дальнейшей работы подобных сервисов в системе здравоохранения [4].

В области нейрорадиологии имеется множество особенностей, связанных со сложной регионарной анатомией и физиологией головного мозга, затрудняющих дифференциальную диагностику неврологических патологий. Таким образом, создание наборов данных с нейровизуализационными исследованиями требует учета нюансов, возникающих именно в связи со спецификой данной области лучевой диагностики.

Вследствие вышеизложенного целью нашей работы является демонстрация особенностей создания нейровизуализационных наборов данных в ходе решения задачи по подготовке набора данных «MosMedData: набор диагностических компьютерно-томографических изображений головного мозга с наличием и отсутствием признаков внутричерепного кровоизлияния»

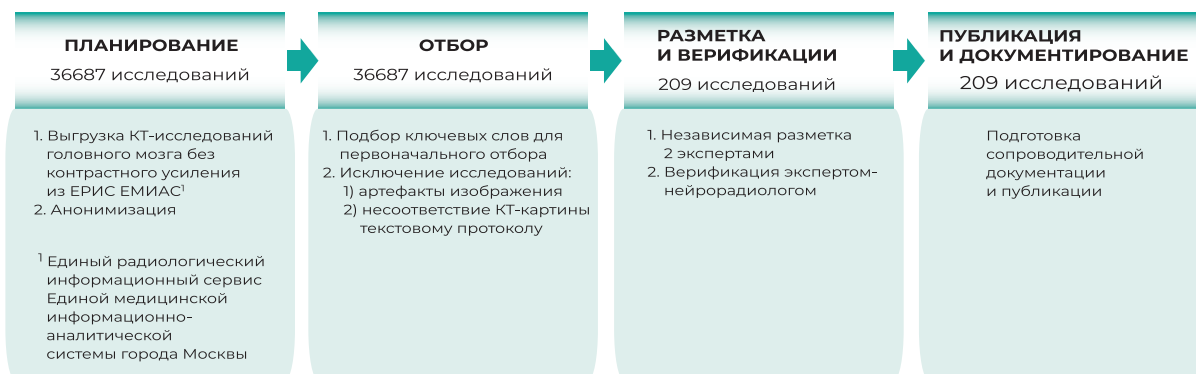
на основании данных, полученных в рамках Эксперимента по использованию инновационных технологий в области компьютерного зрения для анализа медицинских изображений и дальнейшего применения в системе здравоохранения города Москвы [5].

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Создание набора данных «MosMedData: набор диагностических компьютерно-томографических изображений головного мозга с наличием и отсутствием признаков внутричерепного кровоизлияния» включало в себя следующие этапы, проиллюстрированные на схеме-алгоритме (Рис. 1).

### 1. Этап планирования

На этапе планирования была произведена разработка базовых диагностических требований. В рамках данной работы клиническая задача была сформулирована как «определение наличия внутричерепного кровоизлияния (ВЧК) и его типа, автоматический подсчет его объема в см<sup>3</sup> на компьютерно-томографических изображениях головного мозга без использования контрастного усиления». Рентгенологические признаки наличия патологии были взяты из классификации внутричерепных кровоизлияний Американского колледжа радиологии [6] и разделены по следующим типам: эпидуральные (ЭДК), субдуральные (СДК), субарахноидальные (САК) и внутримозговые (ВМК). В ответе ИИ-сервиса, согласно базовым диагностическим требованиям (БДТ), должна обязательно



**Рисунок 1** — Схема-алгоритм этапов создания набора данных «MosMedData: набор диагностических компьютерно-томографических изображений головного мозга с наличием и отсутствием признаков внутричерепного кровоизлияния».

присутствовать вероятность наличия кровоизлияния, выраженная в виде числа, должны быть определены локализация кровоизлияния в виде контура или маски, а также тип кровоизлияния — один (строго ЭДК, строго САК и т.п.) или несколько (ЭДК+САК, САК+СДК+ВМК и т.п.). Дополнительно сервисом может быть подсчитан объем кровоизлияния (целое или дробное число в мл или см<sup>3</sup>), а также может быть определено наличие переломов костей черепа, представленное в виде контура или маски. Основным клиническим применением соответствующего ИИ-сервиса может являться проспективный отбор исследований с вероятным наличием патологии и реорганизация очереди для описания исследований врачом-рентгенологом с учетом этой информации (повышение приоритетности для пациентов с подозрением на внутримозговое кровоизлияние).

Источником исходных данных была база данных Единого радиологического информационного сервиса Единой медицинской информационно-аналитической системы города Москвы (ЕРИС ЕМИАС), где содержатся КТ-изображения, а также сопроводительная клиническая информация в текстовом виде, такая как пол, возраст пациента, краткий анамнез и протокол описания КТ-исследования. Таким образом, были сформированы критерии отбора и предварительного включения исследований в набор данных.

Критерии включения:

- возраст пациента не менее 18 лет;
- отсутствие в анамнезе факта проведения хирургического вмешательства на головном мозге (т.к. кровоизлияния, особенно небольших размеров, в результате хирургического вмешательства не являлись нашей целевой патологией и могли внести дополнительные сложности в классификацию);
- наличие в информационной системе сопроводительного протокола описания исследования с заключением;
- присутствие на изображениях искомого признака патологии для отбора исследований класса «наличие патологии».

Критерии невключения:

- возраст пациента менее 18 лет;
- наличие в анамнезе факта проведения хирургического вмешательства на головном мозге;

- отсутствие в информационной системе сопроводительного протокола описания исследования с заключением.

Критерии исключения:

- наличие артефактов изображения, способных потенциально затруднить работу ИИ-сервиса (динамические артефакты, артефакты от кости и/или металла, артефакты неисправности детектора);
- для исследований с использованием контрастного усиления — отсутствие в информационной системе серии КТ-изображений в нативной фазе.

## 2. Этап отбора

Первичный отбор подходящих исследований производился по наличию в протоколах описания соответствующих ключевых слов: «кровоизлияние», «гематома», «геморрагия», «эпидуральный», «субдуральный», «субарахноидальный», «паренхиматозный», «внутричерепной», «внутричерепной», «внутричерепной», сокращенные таким образом, чтобы все возможные формы слов были включены (например, «кровоизлияние» = «кровоизлиян»). Для первичного отбора из ЕРИС ЕМИАС была выгружена текстовая информация (уникальный идентификатор исследования (UID), дата исследования, возраст пациента, пол, протокол описания) об исследованиях КТ головного мозга, проведенных в подключенных к системе стационарных медицинских учреждениях за 2020 год, общим числом 36687. Эти данные были автоматически проанализированы на предмет соответствия ключевым словам по принципу «присутствует/отсутствует в тексте описания».

## 3. Этап разметки и верификации

В качестве разметчиков были привлечены два врача-рентгенолога со стажем не менее двух лет, в качестве эксперта для верификации — врач-рентгенолог со стажем 13 лет. Разметчики случайным образом отбирали подходящие под критерии включения исследования из первичной выборки для формирования итоговой версии набора данных.

Велась ретроспективная разметка (simple labeling), для которой была подготовлена сопроводительная таблица, включающая в себя следующие данные: UID, возраст, пол пациента, наличие или отсутствие искомой патологии (да/нет),

в данном случае — внутричерепного кровоизлияния, тип кровоизлияния (ЭДК, СДК, САК, ВМК), число кровоизлияний (единичное, многочисленные), факт прорыва в ликворные пространства (да/нет), наличие переломов костей черепа или сочетанной патологии (да/нет), а также некоторые технические характеристики: толщина сканирования (в мм), толщина реконструкции (в мм), DFOV (Display Field Of View), kVp (kilovoltage peak), mA (mAmpere), фильтр реконструкции, производитель томографа, а также примечания, которые разметчик на своё усмотрение мог внести для каждого конкретного исследования. По итогам разметки в набор данных вошло 209 исследований с примерно одинаковым соотношением КТ-серий с наличием и отсутствием целевой патологии (100 и 109, соответственно).

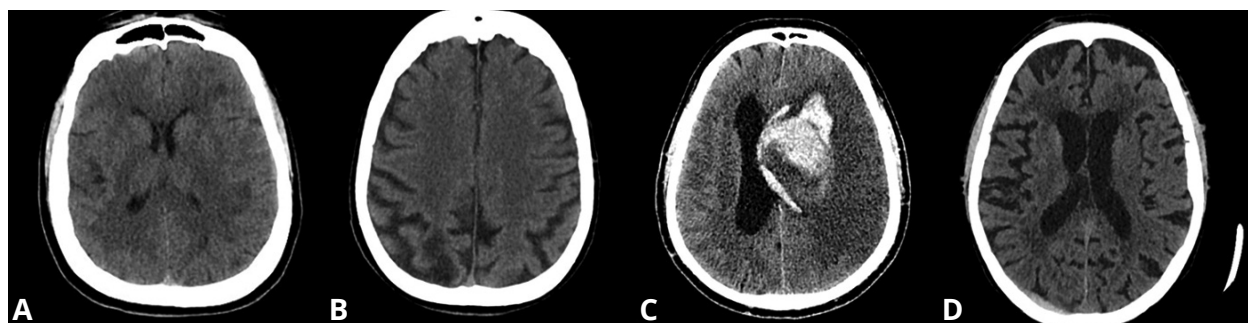
#### 4. Этап публикации и документирования

Итоговая версия набора данных была опубликована онлайн на платформе MosMed.ai в виде четырех частей от набора данных. Первые две предназначены для проведения функционального тестирования, направленного на понимание того, способен ли сервис ИИ выделять исследования с нормой и исследования с патологией (по 5 исследований в каждом: 2 без патологии, 2 с патологией, 1 с техническим

дефектом). Вторые две части набора данных предназначены для проведения калибровочного тестирования, цель которого — подтвердить или опровергнуть заявленные разработчиком метрики работы сервиса ИИ (чувствительность, специфичность, точность и др.). В них содержатся по 100 исследований также с равномерным распределением по наличию и отсутствию целевой патологии. Все наборы данных анонимизированы и имеют краткую сопроводительную техническую и статистическую информацию, представленную на платформе [7, 8]. Необходимо отметить, что размера выборки в представленных тестовых наборах данных может быть недостаточно для определенных видов тестирований: это зависит напрямую от целей и нулевой гипотезы конкретного исследования.

#### РЕЗУЛЬТАТЫ

В результате проведенной работы был создан и опубликован набор данных «MosMedData: набор диагностических компьютерно-томографических изображений головного мозга с наличием и отсутствием признаков внутричерепного кровоизлияния» [9]. В процессе его создания были сформулированы следующие особенности, не входящие в общую методологию [5], но которые потенциально могут влиять на качество



**Рисунок 2 — Компьютерно-томографические снимки головного мозга в аксиальной проекции с наличием и отсутствием признаков целевой патологии: а) отсутствие признаков целевой патологии; б) наличие кистозно-глиозных изменений в затылочной доле справа с отрицательным масс-эффектом, но отсутствие признаков целевой патологии; в) признаки геморрагической трансформации по типу внутримозговой медиальной гематомы обширного ишемического инсульта в бассейне левой средней мозговой артерии с прорывом крови в желудочковую систему, субарахноидальное пространство, с отеком левого полушария головного мозга и выраженным латеральным смещением срединных структур; д) признаки пластинчатой субдуральной гематомы в затылочной области справа.**



работы ИИ: использование наиболее специфических терминов, использование изображений с наименьшим количеством шума и наибольшей контрастностью (должно обеспечиваться оптимальными настройками томографа на этапе составления рутинного протокола), а также использование соотношений подтипов целевой патологии, характерное для её состава в популяции. Общий же подход к формированию набора данных представлен на Рисунке 1.

Примеры КТ-снимков (с патологией и без патологии) из полных серий КТ-изображений, включенные в работу и содержащие от 300 до 500 срезов (в зависимости от толщины срезов), представлены на Рисунке 2.

Пример общей структуры текстовой сопроводительной информации представлен в Таблице 1.

## ОБСУЖДЕНИЕ

Общепризнанные критерии и рекомендации для создания качественного набора научных данных, такие как принцип FAIR (Findability, Accessibility, Interoperability, and Reuse — легкие для обнаружения, доступные, совместимые и готовые для повторного использования данные), часто не являются применимыми в области медицины ввиду сложностей с конфиденциальным характером собираемой информации и её ограниченным количеством [10]. Несмотря

**Таблица 1 — Пример структуры данных, представленных в сопроводительной информационной таблице**

ID	Возраст	Пол	Патология (1/0)	Тип кровоизлияния	Многочисленные? (1/0)	Прорыв в ликворные пространства (1/0)	Переломы костей черепа (1/0)	Сочетанная патология (1/0)	В заключении	Толщина сканирования (мм)	Толщина реконструкции (мм)	DFOV	kVp	mA	Фильтр реконструкции	Производитель
1	60	М	1	ВМК	1	0	1	0	Геморрагические ушибы лобных, правых височной и теменной долей – увеличение размеров, нарастание перифокального отека. Плащевидная СДГ правой височно-теменной области – без динамики. САК – менее выражено. Переломы см протокол. Гемомастоидеум, гемотимпанум	1	1	220	120	220	FC68	TOSHIBA
2	74	Ж	1	ВМК	0	1	0	0	КТ-картина ОНМК по геморрагическому типу с прорывом крови в желудочковую систему, без динамики по сравнению с данными от 25.11.2020 года. ASPECTS 10	0,5	0,5	220	120	280	FC62	TOSHIBA



на наличие в литературе большого количества работ с описанием процессов обучения и/или тестирования сервисов ИИ, далеко не все авторы описывают процесс сбора и оформления наборов данных достаточно подробно. Но и в тех работах, где методология описывалась, имеются существенные различия в подходах, что также может быть обусловлено различиями в формулировках клинической задачи для каждого сервиса ИИ.

Ker J. и др. разработали алгоритм с использованием технологии трехмерных сверточных нейронных сетей, детектирующих состояния острых ВЧК, используя одновременно двух- (есть/нет) и четырехтипную классификацию (эпидуральные, субдуральные, субарахноидальные и внутримозговые кровоизлияния). При формировании набора данных из 399 КТ-исследований авторы проводили отбор ретроспективно по ключевым словам в заключениях специалистов, вручную проверяя каждое из них. Однако не сообщается, кто именно (квалификации врачей, стаж) занимался проверкой и отбором исследований по признакам патологии, и как проходил отбор [11].

Самым объемным из ныне существующих нейровизуализационных наборов данных является набор, собранный для конкурса Северо-американского радиологического общества (Radiology Society of North America — RSNA) на платформе Kaggle по созданию сервиса ИИ для обнаружения ВЧК различного генеза на КТ-изображениях (<https://www.kaggle.com/c/rsna-intracranial-hemorrhage-detection>). Он состоит из 25 312 КТ-исследований. Стоит отметить, что авторы данной статьи, в отличие от других научных публикаций, подробно описывают методологию создания своего набора данных [12]. Они отмечают, что исследования были получены из архивов трех медицинских организаций, в каждой из которых использовалась разная методика отбора соответствующих исследований. Далее, после получения разрешения этического комитета, проводилась анонимизация исследований и выгрузка в платформу аннотирования изображений, с которой работали отобранные и обученные на 24 кейсах аннотаторы-нейрорадиологи (60 из 114 подавших заявку специалистов). Результаты аннотации сравнивались между собой и далее

оценивались двумя экспертами-нейрорадиологами с 10- и 30-летним стажем, соответственно. Изображения с несоответствующими аннотациями в наиболее сложных случаях анализировались дополнительно главным экспертом-нейрорадиологом. После этого формировались тестовые, тренировочные и валидационные наборы данных (21 784 исследований для тренировки и валидации, 3 528 — для тестирования). Для нормализации и устранения дисбаланса между метками исследований (по типам кровоизлияний), данные из каждого учреждения были распределены по 500 исследований, при этом последние 100 выделялись для тестирования и валидации и отдельно пересматривались дополнительно двумя нейрорадиологами.

На основании изученных публикаций и материалов можно отметить, что до настоящего времени отсутствует унифицированный подход к методологии создания наборов данных. Этот факт являлся основной причиной создания на базе Центра соответствующих методических рекомендаций, а также описания нами нейрорадиологической специфики, которой следует уделять внимание разработчикам сервисов ИИ для диагностики заболеваний головного мозга и участвующим в этом процессе медицинским специалистам. Тем не менее, требуется больше исследований для доказательства того, как различные нюансы в выборе количества аннотаторов, соотношения исследований с присутствием и отсутствием патологии, количества этих исследований в наборе данных, а также их искусственное изменение (поворот, отражение и т.д.), типов вводимой клинической и технической информации и другие аспекты могут повлиять на итог в обучении, тестировании и дообучении сервисов ИИ для нейрорадиологических задач.

Так, одним из важных практических наблюдений для авторов статьи оказалась специфика подбора соответствующих ключевых слов для более быстрого обнаружения протоколов КТ-исследований с искомыми патологическими признаками. Например, присутствие в протоколе описания таких ключевых слов, как «гематома», «геморрагия» или «кровоизлияние» не всегда означало наличие в исследовании признаков целевой патологии, так как зачастую эти слова используются врачами-рентгенологами для обозначения обратного (например, фраза

«признаков кровоизлияния не выявлено»). По этой причине при дальнейшем отборе большее внимание уделялось более специфичным терминам («эпидуральный», «субдуральный», «субарахноидальный», «паренхиматозный»), которые объединялись в поиске вместе с более общими «геморрагия» или «кровоизлияние» для ключевой конструкции.

Проблему можно решить применением алгоритмов для автоматизированного анализа текстовых медицинских протоколов. Использование ИИ для классификации медицинских текстовых данных является активно развивающимся направлением современной науки, но работ с русским языком по данной тематике крайне мало. В области классификации текстов на иностранных языках, в частности английском и китайском, используется широкий спектр обучаемых моделей: классические модели машинного обучения, модели глубокого обучения [13, 14]. Kokina D. и др. применили две модели машинного обучения (модель k-ближайших соседей и модель ключевых слов) для анализа более структурированных протоколов заключений по маммографии и менее структурированных протоколов заключений КТ органов грудной клетки. Их результаты показали, что российские рентгенологические тексты протоколов могут быть успешно классифицированы с помощью методов интеллектуального анализа текста [15]. Это, в свою очередь, может помочь при наборе как КТ-, так и МРТ-исследований, содержащих определенную целевую патологию.

Некоторые литературные данные обращают внимание на толщину срезов как на показатель, влияющий на обучение сервисов ИИ, которые направлены на детектирование внутричерепных кровоизлияний [16, 17]. Согласно им, малая толщина среза не является обязательным условием: максимальная используемая толщина среза достигает 5 мм, минимальная — 0,5 мм. Тем не менее, зависимость эффективности распознавания от толщины среза тоже является предметом для дальнейшего научного анализа, так же, как и прочие технические характеристики настройки режимов томографов. Так, мы обратили внимание на тот факт, что сервис ИИ, созданный для диагностики кровоизлияний на компьютерной томографии головного мозга и принявший участие в Эксперименте по

применению алгоритмов машинного зрения для анализа медицинских изображений, гораздо хуже (то есть с большей частотой ложноположительных результатов) анализирует исследования с недостаточной контрастностью и сильным шумом, которые могут стать следствием некорректной настройки компьютерных томографов. В связи с этим возможны два потенциальных направления работы по улучшению работы ИИ: как улучшение алгоритмов распознавания, независимо от качества изображений, так и работа с настройками протоколов томографов для улучшения качества изображений за счет подбора оптимальных технических параметров.

Кроме того, отдельного обсуждения требует структура набора данных — соотношение исследований с патологией и без, а также соотношение исследований внутри патологической группы с разными подтипами патологии, в нашем случае — с четырьмя различными типами внутричерепных кровоизлияний. Взятое нами равномерное соотношение нормальных исследований и исследований с патологией в наборе данных можно объяснить стремлением к формированию такого набора данных, который способен обеспечить оптимальное обучение или тестирование сервисов ИИ. Тем не менее, нам не удалось найти литературу, в которой бы рассматривалось распределение частоты встречаемости типов кровоизлияний в общей группе пациентов с ВЧК разного генеза (как травматического, так и нетравматического). Поэтому мы подходили к набору исследований компьютерной томографии с патологией также с точки зрения равномерного распределения, взяв примерно равное количество исследований со всеми типами ВЧК. При этом данный аспект тоже требует дополнительных исследований.

Ещё одним вопросом для обсуждения при создании наборов данных с наличием разметки является подбор и минимально необходимое количество врачей-разметчиков для получения корректных меток надлежащего качества. В одной из работ Кульберг Н.С. и др. [18] анализируется взаимосвязь между числом независимых экспертных интерпретаций и количеством, а также типом, совершаемых ошибок, изучается согласованность заключений рентгенологов (врачей-разметчиков), принимавших участие в подготовке набора данных с КТ-изображениями

легких CT LungCa-500. Было показано, что в данной модели консенсус между несколькими врачами не является обязательным условием для качественной разметки наборов данных, т.к. основная ответственность за конечную интерпретацию лежит на экспертах. В нашей работе принимали участие два врача-рентгенолога в качестве разметчиков, и один врач-рентгенолог экспертного уровня в нейровизуализации — в качестве эксперта (арбитра).

## Выводы

Подводя итог, мы можем выделить три основные особенности, которые необходимо учитывать при формировании набора данных для использования в задачах нейровизуализации:

- 1) внимание к ключевым словам — использование более специфичных терминов для поиска со «стоп-фразами» (например, «кровоизлияния не выявлено») и применение для этих целей алгоритмов анализа текстовых протоколов заключений;
- 2) отбор исследований с большей контрастностью и наиболее низким уровнем шума (при этом изначальная разница в качестве изображения от разных медицинских организаций может быть обусловлена, в том числе, отсутствием единых протоколов сканирования в разных учреждениях);

3) внимание к «взвешенности» патологии в эпидемиологической структуре:

- в наборах данных для обучения сервисов ИИ — процентное соотношение подтипов патологии, более близкое к распределению в популяции;
- для тестирования и дообучения сервисов ИИ — равномерное распределение для оптимального тестирования возможностей сервиса ИИ.

Можно заключить, что на данном этапе развития технологий искусственного интеллекта разработана общая методология создания наборов данных как для обучения, так и для тестирования сервисов ИИ, предназначенных для анализа медицинских изображений, но при этом важно учитывать специфику подготовки наборов данных для сервисов ИИ с определенными модальностями, такими как нейрорадиологическое направление. В рамках дальнейшей работы над данной исследовательской темой планируется рассмотреть специфику других неврологических патологий и других модальностей.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Источник финансирования.** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-25-20231, <https://rscf.ru/project/22-25-20231/>.

## ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. McCarthy J, Minsky ML, Rochester N, Shannon CE. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. *AI Mag.* 2006; 27(4): 12. doi: 10.1609/aimag.v27i4.1904.
2. He J, Baxter SL, Xu J, Xu J, Zhou X, Zhang K. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine. *Nat Med.* 2019; 25(1): 3--6. doi: 10.1038/s41591-018-0307-0.
3. Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, Schwartz LH, Aerts HJWL. Artificial intelligence in radiology. *Nat Rev Cancer.* 2018; 18(8): 500-10. doi: 10.1038/s41568-018-0016-5.
4. Шарова Д.Е., Михайлова А.А., Гусев А.В. и др. Анализ мирового опыта в регулировании использования медицинских данных для целей создания систем искусственного интеллекта на основе машинного обучения // *Врач и информационные технологии.* — 2022. — №4. — С.28-39. [Sharova DE, Mikhailova AA, Gusev AV, et al. An analysis of global experience in regulations on the use of medical data for artificial intelligence systems development based on machine learning. *Vrach Inf Tehnol.* 2022; 4: 28-39. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193\_2022\_4\_28.
5. Морозов С.П., Владимирский А.В., Ледихова Н.В. и др. Московский эксперимент по применению компьютерного зрения в лучевой диагностике: вовлеченность врачей-рентгенологов // *Врач и информационные технологии.* — 2020. — №4. — С.14-23. [Morozov SP, Vladzmyrskyu AV, Ledikhova NV, et al. Moscow experiment on computer vision in radiology: involvement and participation of radiologists. *Vrach Inf Tehnol.* 2020; 4: 14-23. (In Russ.)] doi: 10.37690/1811-0193-2020-4-14-23.

6. Salmela MB, Mortazavi S, Jagadeesan BD, Broderick DF, Burns J, Deshmukh TK, et al. ACR Appropriateness Criteria ® Cerebrovascular Disease. *J Am Coll Radiol*. 2017; 14(5): S34-61. doi: 10.1016/j.jacr.2017.01.051.
7. Набор данных КТ головного мозга для поиска признаков кровоизлияний — наборы данных в лучевой диагностике. Доступно по: Ссылка активна на 22.11.2023. [Nabor dannyh KT golovnogo mozga dlya poiska priznakov krovoizliyanij — nabory dannyh v luchevoj diagnostike. Available at: <https://mosmed.ai/datasets/nabor-dannyih-kt-golovnogo-mozga-s-tselyu-testirovaniya-ii-servisov-dlya-poiska-priznakov-krovoizliyanij/>. Accessed 22.11.2023. (In Russ.)]
8. Набор данных КТ головного мозга с целью тестирования ИИ-сервисов для поиска признаков кровоизлияний — наборы данных в лучевой диагностике. Доступно по: <https://mosmed.ai/datasets/nabor-dannyih-kt-golovnogo-mozga-s-tselyu-testirovaniya-ii-servisov-dlya-poiska-priznakov-krovoizliyanij5/>. Ссылка активна на 22.11.2023. [Nabor dannyh KT golovnogo mozga s cel'yu testirovaniya II-servisov dlya poiska priznakov krovoizliyanij — nabory dannyh v luchevoj diagnostike. Available at: <https://mosmed.ai/datasets/nabor-dannyih-kt-golovnogo-mozga-s-tselyu-testirovaniya-ii-servisov-dlya-poiska-priznakov-krovoizliyanij5/>. Accessed 22.11.2023. (In Russ.)]
9. Свидетельство о государственной регистрации базы данных RU 2022620559/ 16.03.2022 Морозов С.П., Павлов НА, Петрайкин А.В., Кремнева Е.И., Хоружая А.Н., Смorchкова А.К. MosMedData: набор диагностических компьютерно-томографических изображений головного мозга с наличием и отсутствием признаков внутричерепного кровоизлияния. Доступно по: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=48137428>. Ссылка активна на 22.11.2023. [Certificate of the state registration of the database RU 2022620559/ 16.03.2022 Morozov SP, Pavlov NA, Petraikin AV, Kremneva EI, Khoruzhaya AN, Smorchkova AK MosMedData: Nabor diagnosticheskikh komp'yutenro-tomograficheskikh izobrazhenij golovnogo mozga s nalichiem I otsutstviem priznakov vnutricherepnogo krovoizlijanija. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=48137428>. Accessed 22.11.2023. (In Russ.)]
10. Wilkinson MD, Dumontier M, Aalbersberg IJJ, Appleton G, Axton M, Baak A, et al. The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship. *Sci Data*. 2016; 3(1): 160018. doi: 10.1038/sdata.2016.18.
11. Ker J, Singh SP, Bai Y, Rao J, Lim T, Wang L. Image Thresholding Improves 3-Dimensional Convolutional Neural Network Diagnosis of Different Acute Brain Hemorrhages on Computed Tomography Scans. *Sensors*. 2019; 19(9): 2167. doi: 10.3390/s19092167.
12. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, Halabi SS, Kalpathy-Cramer J, Ball R, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. *Radiol Artif Intell*. 2020; 2(4): e209002. doi: 10.1148/ryai.2020190211.
13. Qing L, Linhong W, Xuehai D. A Novel Neural Network-Based Method for Medical Text Classification. *Future Internet*. 2019; 11(12): 255. doi: 10.3390/fi11120255.
14. Hughes M, Li I, Kotoulas S, Suzumura T. Medical Text Classification Using Convolutional Neural Networks. In: *Informatics for Health: Connected Citizen-Led Wellness and Population Health*. IOS Press; 2017: 246-50. Available at: <https://ebooks.iospress.nl/doi/10.3233/978-1-61499-753-5-246>. Accessed 22.11.2023.
15. Kokina D, Meshalkin Y, Gomboleviskiy V., Vladzimirskyy A., Andreychenko A., Morozov S. RPS 605-10 Text mining in Russian radiology reports. *ECR 2021 Book of Abstracts. Insights Imaging*. 2021; 12(S2): 75. doi: 10.1186/s13244-021-01014-5.
16. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, Biviji M, Campeau NG, Venugopal VK, et al. Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study. *The Lancet*. 2018; 392(10162): 2388-96. doi: 10.1016/S0140-6736(18)31645-3.
17. Lee H, Yune S, Mansouri M, Kim M, Tajmir SH, Guerrier CE, et al. An explainable deep-learning algorithm for the detection of acute intracranial haemorrhage from small datasets. *Nat Biomed Eng*. 2019; 3(3): 173-82. doi: 10.1038/s41551-018-0324-9.
18. Кульберг Н.С., Решетников Р.В., Новик В.П., и др. Вариабельность заключений при интерпретации КТ-снимков: один за всех и все за одного // *Digital Diagnostics*. — 2021. — Т.2. — №2. — С.105-118. [Kulberg NS, Reshetnikov RV, Novik VP, et al. Inter-observer variability between readers of CT images: all for one and one for all. *Digit Diagn*. 2021; 2(2): 105-18. (In Russ.)] doi: 10.17816/DD60622.