

ОБЗОР МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ПАТОЛОГИИ ГОЛОВНОГО МОЗГА: ПРОБЛЕМЫ И ВОЗМОЖНОСТИ

Хамидов О.А., Гайбуллаев Ш.О., Хакимов М.Б.

Самаркандский государственный медицинский университет

В последние годы ряд новых продуктов, представленных на мировом рынке, сочетают в себе интеллектуальную робототехнику, искусственный интеллект и интеллектуальные интерфейсы, чтобы предоставить мощные инструменты для поддержки принятия профессиональных решений. Однако в то время как диагностика заболеваний головного мозга по изображениям сканирования мозга поддерживается робототехникой визуализации, анализ данных для постановки медицинского диагноза выполняется исключительно высококвалифицированными медицинскими работниками. Недавние достижения в области методов медицинской визуализации, искусственного интеллекта, машинного обучения и компьютерного зрения открывают новые возможности для создания интеллектуальных инструментов поддержки принятия решений, помогающих в диагностическом процессе, повышающих точность обнаружения заболеваний, уменьшающих количество ошибок, автоматизирующих мониторинг выздоровления пациента и открывающих новые знания о причине заболевания и его лечении. В данной статье представлена тема медицинской диагностики заболеваний головного мозга по изображениям на основе МРТ. Мы описываем существующие мультимодальные методы визуализации мягких тканей головного мозга и подробно описываем, как рентгенолог анализирует полученные изображения для постановки диагноза. Несколько сравнений между лучшими результатами классификации природных сцен и анализа медицинских изображений иллюстрируют проблемы применения существующих методов обработки изображений в области анализа медицинских изображений. Обзор методов обработки медицинских изображений также выявил несколько пробелов в знаниях, необходимость автоматизации анализа обработки изображений и идентификации структур головного мозга на медицинских изображениях, которые позволяют отличить здоровую ткань от патологии. Этот обзор основан на случаях анализа опухолей головного мозга и диагнозов черепно-мозговых травм, поскольку эти два тематических исследования иллюстрируют совершенно разные подходы, необходимые для определения, извлечения и синтеза значимой информации из нескольких наборов изображений МРТ для постановки диагноза. Наконец, в

статье обобщаются структуры искусственного интеллекта, которые построены как многоэтапные, гибридные, иерархические рабочие процессы обработки информации, и преимущества применения этих моделей для медицинской диагностики для создания интеллектуальных медицинских пособий с прозрачностью знаний, внедрением экспертных знаний и расширенными аналитическими возможностями. качественный.

Введение

Медицинская диагностика с помощью программных систем, использующих различные алгоритмы искусственного интеллекта и машинного обучения, доступна с начала 1990-х годов ([Кононенко, 2001](#)). Эти медицинские диагностические инструменты используют симптомы пациента, диагностические измерения и результаты лабораторных исследований в качестве входных данных, и система возвращает ранжированный список диагнозов вместе с предлагаемыми методами лечения ([Кононенко, 1993](#) ; [Сони и др., 2011](#)). Хотя такие инструменты существуют для диагностики общего заболевания, в радиологии еще нет универсального инструмента, который может помочь в диагностике.

В предыдущих исследованиях не удалось создать инструмент, который помог бы в общем анализе радиологических изображений по нескольким причинам, включая отсутствие (1) прозрачности алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта для обеспечения обратной связи о том, какие функции были обнаружены и использованы алгоритмом для создания изображений. его диагностическое решение, (2) большие, разнообразные, аннотированные, продольные наборы данных с открытым исходным кодом, которые необходимы для создания и обучения диагностических алгоритмов, (3) массивная аппаратная поддержка, необходимая для обработки высококачественных 3D-изображений и извлечения полезной информации.

Последние достижения в области неинвазивных методов визуализации мягких тканей позволяют получать большие объемы данных с высоким разрешением. Рентгенологи используют изображения мягких тканей с высоким разрешением для диагностики многочисленных заболеваний, таких как рак головного мозга, аневризмы, черепно-мозговая травма и вирусные инфекции. Сканирование мягких тканей богато информацией о характеристиках, которая помогает практикующему врачу отличить здоровые ткани от патологических случаев. Для диагностики конкретной аномалии головного мозга требуется множество специализированных методов визуализации, и ни один метод визуализации не является достаточным для общей диагностической

визуализации ([Berquist et al., 1990](#)). Однако объединение наборов изображений из нескольких методов визуализации может создать уникальную сигнатуру для каждого типа мягких тканей ([Navaei et al., 2017](#)), производя большое количество функций для постобработки с помощью алгоритма машинного обучения (ML). Даже специалисту-радиологу требуется несколько часов для анализа нескольких наборов изображений мягких тканей, извлечения значимых признаков и объединения частичных результатов для создания набора признаков, используемого для постановки диагноза для одного пациента. Применение алгоритмов машинного обучения в этой области ограничено предварительной обработкой изображений и анализом структурных изменений мозга посредством сегментации. Возможность дополнить робототехнику обработки изображений интеллектуальной обработкой изображений может создать широкий спектр инструментов поддержки принятия решений (DST), которые (1) сократят время, необходимое рентгенологу для анализа изображений для извлечения значимых характеристик;

Специалисты-рентгенологи обучены обнаруживать локальные, регионарные и глобальные аномалии мягких тканей, которые отклоняются от ожидаемых нормальных отклонений на изображениях мягких тканей. На рис. 1 показаны примеры признаков, которые можно категорически описать как дискретные (А, С) или рассеянные (В, F) признаки. Недавние исследования показали, что использование алгоритмов автоматизированного машинного обучения (МО) успешно диагностирует и сегментирует опухоли головного мозга или легких с частотой ошибок, аналогичной ошибке практикующего врача ([El-Dahshan et al., 2014](#); [Menze et al., 2016](#); [Shankar et al., 2016](#); [Alakwaa et al., 2017](#); [Navaei et al., 2017](#)). Несмотря на узкую область применения, использование алгоритмов машинного обучения для выделения признаков и классификации имеет значительные преимущества для ранней диагностики заболеваний, которые могут быть легко пропущены врачом, сегментации злокачественных тканей для хирургического вмешательства и прогнозирования показателей выживаемости пациентов после постановки предварительного диагноза.

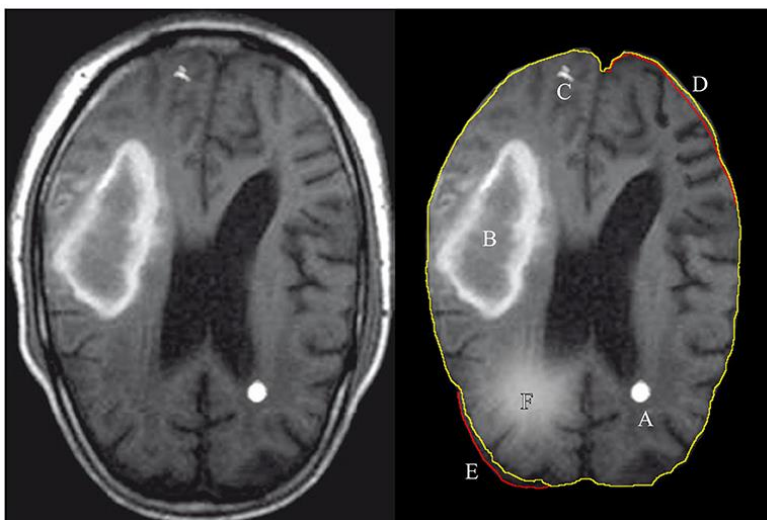


Рис.1. Иллюстрация признаков, извлеченных и используемых радиологом или компьютерным алгоритмом. На левых изображениях показано исходное изображение МРТ с аннотированными интересующими особенностями справа. А: опухоль, В: гематома, С: отложение кальция, D: уменьшение объема изображений ткани головного мозга, E: увеличение объема по сравнению с ожидаемым и F: воспаление ткани. Зеленая контурная линия, связанная с признаками D, E, показывает ожидаемую (нормальную) форму изображенной мягкой ткани, а красный контур показывает реальную форму.

Требования к инструментам поддержки принятия решений для интеллектуальной робототехники

Сочетание новых методов визуализации и интеллектуальной постобработки изображений открывает уникальные возможности для создания нового поколения инструментов поддержки принятия решений (DST) для диагностики патологии головного мозга. Алгоритмы машинного обучения хорошо подходят для помощи рентгенологу в процессе принятия решений, поскольку они обобщают информацию из большого количества доступных данных для изучения особенностей и взаимосвязей между характеристиками, которые отличают изображения в наборе от нормальных и аномальных ([Кононенко, 2001](#)). Даже в этой рудиментарной форме инструменты машинного обучения дадут врачу ценную информацию для подтверждения и подтверждения выбора кандидата в диагноз. Однако прозрачность алгоритмов ML при принятии диагностических решений проблематична, поскольку точные рассуждения, используемые алгоритмом для формирования данного диагноза, абстрагируются при построении модели.

Кононенко предложил общие рекомендации для инструмента поддержки принятия решений, использующего алгоритмы машинного обучения для медицинской диагностики ([Кононенко, 2001](#)):

- Эффективность классификации — высокая точность диагностики истинно положительных случаев при неприемлемости неправильных диагнозов (ноль ложноотрицательных ошибок)
- Шум и дисперсия — способность алгоритма извлекать значимую информацию из изображений с высокой ожидаемой дисперсией или шумом, появившимся во время визуализации.
- Объяснение и прозрачность диагностических знаний — возможность проследить процесс принятия решений моделью и определить особенности, которые она использовала в процессе рассуждений.
- Отсутствующие данные — возможность заполнить информацию, если робототехника обработки изображений была настроена на низкое разрешение изображения или большое расстояние между соседними слоями изображения.
- Сокращение количества тестов — желание свести к минимуму количество сеансов визуализации, необходимых для постановки диагноза.

К сожалению, в области общей диагностики приведенные выше рекомендации интерпретируются как компромисс, и полученные модели имеют либо высокую производительность, но низкую прозрачность, либо высокую прозрачность, но низкую производительность. Например, класс DST, которые используют искусственные нейронные сети, в целом имеют хорошую производительность классификации, но низкую прозрачность знаний при обучении на достаточно больших наборах данных. Напротив, Assistant-R, R-QMR, ISABEL и другие DST представляют собой нисходящие индукционные механизмы, которые используют деревья решений и онтологию экспертных знаний с высокой прозрачностью, но производительность часто не так высока ([Cestnik et al., 1987](#) ; [Miller, 2016](#)) . ; [Мартинес-Франко и др., 2018 г.](#)). Из-за высоких последствий принятия медицинских диагностических решений важно, чтобы предлагаемые решения ТЛЧ соответствовали всем предлагаемым рекомендациям.

Качество алгоритмов машинного обучения для простых задач, таких как сегментация или классификация медицинских изображений, постоянно улучшается. Тем не менее, существует несколько инструментов диагностического синтеза, и еще меньшее их количество фактически

используется радиологами ([Shattuck and Leahy, 2002](#); [Wang et al., 2016](#)). Критерии принятия инструментов биомедицинской визуализации должны включать (1) какова прозрачность знаний инструмента и его способность к объяснению, (2) низкий уровень ошибок первого и второго рода, (3) сколько новой, ранее недоступной информации обнаружил инструмент. и представлено врачу, и (4) сколько накладных расходов на интеграцию потребовал инструмент или насколько хорошо инструмент интегрируется в существующий поток обработки изображений.

В отличие от многих приложений машинного обучения, использование алгоритмов компьютерного зрения в качестве диагностических инструментов для обработки изображений сканирования мозга оказывает непосредственное влияние на жизнь и самочувствие пациентов. Ошибки типа II, заключающиеся в ложном выводе об отсутствии аномалии в ткани головного мозга, неприемлемы, в то время как низкая ложноположительная ошибка (ошибка типа I) допускается, поскольку целью алгоритма является помощь в диагностическом процессе, а не замена человека-рентгенолога. Желаемая эффективность ТЛЧ состоит в том, чтобы иметь высокие оценки чувствительности и специфичности, чтобы сделать ошибку, повторяющуюся в нескольких испытаниях на одном пациенте, маловероятной - эффективность, сравнимая с человеком. В настоящее время сегментация мягких тканей головного мозга с использованием алгоритмов машинного обучения просто не имеет достаточно высоких показателей чувствительности и специфичности, чтобы их можно было принять в качестве вспомогательного медицинского инструмента ([Menze и др., 2015](#)). Хотя в целом ТЛЧ по-прежнему отстают от врачей, Menze et al. сравнили производительность рентгенолога с новейшими алгоритмами машинного обучения на эталонных изображениях сегментации изображений опухоли головного мозга, чтобы сделать вывод, что ошибки между человеком и машиной для сегментации опухоли головного мозга сопоставимы ([Menze et al., 2015](#)). Ожидаемый порог чувствительности и специфичности для обработки изображений сканирования мозга еще предстоит определить, но применение биомедицинских диагностических инструментов в других областях медицины обычно превышает 95% показателей чувствительности и специфичности, и мы ожидаем аналогичный или более высокий порог применим для любого клинически значимого ТЛЧ.

Диагностический процесс в одном случае уже требует нескольких часов высококвалифицированного и специализированного радиолога, поэтому внедрение нового инструмента сопряжено с компромиссом между затратами и выгодами. Если баланс между увеличением сложности принятия решения

врачом-рентгенологом превышает объем новой информации, представляемой рентгенологу, то новый инструмент затрудняет процесс диагностики и может снизить точность диагностики врача. Например, эмпирические исследования Кононенко показали, что врачи отдают предпочтение диагностике и объяснениям с помощью байесовских классификаторов и классификаторов деревьев решений, таких как Assistant-R и LFC, из-за их высокой прозрачности знаний ([Кононенко, 2001](#)). Напротив, наиболее эффективные алгоритмы машинного обучения, анализирующие такие проблемы, как сегментация опухоли головного мозга на изображениях (BraTS) или даже гораздо более простая задача распознавания и локализации обычных объектов в естественных сценах с использованием алгоритмов на основе искусственных нейронных сетей, имеют низкую прозрачность знаний и объяснение. способность ([Кононенко, 2001](#) ; [Крижевский и др., 2012](#) ; [Мензе и др., 2016](#)).

Цель инструментов на основе ИИ, которые поддерживают рентгенологический анализ изображений мягких тканей головного мозга, состоит в том, чтобы уменьшить сложность диагностики и количество ошибок, обеспечивая при этом дополнительную аналитическую информацию с высокой прозрачностью знаний и объяснением. Точность диагностики с использованием анализа данных ML должна быть проверена и соответствовать знаниям и практике рентгенолога. Структура знаний, извлеченная из изображений, должна поддерживаться четко идентифицированными признаками более низкого уровня, состоящими из артефактов изображения, уже использованных радиологом, четко идентифицированных артефактов, которые не использовались для синтеза извлеченных знаний, или новых признаков, не замеченных врачом-рентгенологом. рентгенологи. Взаимосвязь между признаками определяет структуру знаний, которые рентгенолог может аргументировать в поддержку окончательного диагноза. То, как модель научилась выбирать соответствующие функции и отношения между ними, не должно имитировать то, как рентгенологи учатся диагностировать патологию, поскольку цель ИИ состоит в том, чтобы в первую очередь изучить сложные функции и взаимодействия, которые были пропущены. Тем не менее, недавно обнаруженные знания должны быть проверены рентгенологом.

Визуализирующие тесты назначаются при различных основных клинических жалобах. [1](#) для проведения дифференциальной диагностики или для определения степени или локализации известной патологии. Рентгенологи анализируют полученные снимки, практически ничего не зная о случае пациента, за исключением некоторой базовой истории болезни, что помогает предотвратить диагностическую погрешность. По тем же причинам мы

рассмотрим только те методологии, которые анализируют сканирование мозга без дополнительной информации о пациенте и не используют ее в качестве входных данных алгоритма. Чтобы еще больше ограничить объем, мы обсудим диагностику опухолей головного мозга и черепно-мозговую травму (ЧМТ) как две патологии головного мозга, представляющие разные диагностические механизмы.

Человеческая деятельность

Высококвалифицированные врачи остаются золотым стандартом в извлечении информации и диагностическом синтезе из радиологических исследований. Рентгенологи выявляют как дискретные, так и диффузные признаки на изображениях мягких тканей и отличают патологии от ошибок визуализации или других доброкачественных структурных аномалий, таких как отложения кальция (рис. 1).). Тем не менее, обнаружение аномалии на изображениях мягких тканей головного мозга является сложной задачей даже для подготовленного специалиста, поэтому для помощи в диагностическом процессе разрабатываются специальные методы визуализации и методы постобработки изображений. Дополнительные наборы изображений и результаты измерений, полученные с помощью различных методов визуализации, сопоставляют различные аспекты физиологии мозга, такие как плотность ткани, поток жидкости, объемные измерения и электромагнитные свойства. Рентгенологи извлекают информацию и сопоставляют несколько наборов изображений для каждого пациента, чтобы создать целостную картину информации, извлеченной из большого объема необработанных данных изображений. Окончательный диагноз ставится на основании совокупности результатов визуализации.

Хотя рентгенологи хорошо обучены и имеют доступ к передовым инструментам, помогающим в диагностике, исследования показали, что два рентгенолога расходятся во мнениях относительно диагноза в 5–20% случаев (Берлин, 2001). Возможности инструментов поддержки принятия решений на основе МО заключаются в том, чтобы уменьшить диагностическую ошибку путем дифференциации конкурирующих диагнозов с использованием недавно обнаруженных знаний или представления ранжированного списка альтернативных диагнозов для дальнейшего изучения, что позволяет клиницисту исключить некоторые диагнозы, используя дополнительную информацию, не основанную на изображениях. случай пациента.

Черепно-мозговая травма и сегментация опухоли — это два диагноза, которые используют изображения сканирования головного мозга для

диагностики патологии, мониторинга прогрессирования заболевания или восстановления или локализации поврежденной ткани для хирургического вмешательства. Что еще более важно, выбранные патологии представляют собой два очень разных механизма диагностики, которые являются репрезентативными для многих диагностических процессов, основанных на визуализации мозга. Опухоли головного мозга представляют собой четко очерченные области мозга, которые идентифицируются на изображениях по интенсивности, указывающей на разницу в плотности ткани и содержании жидкости, локализация ограничена основным объемом мозга и гладкой, «шаровидной» формой ткани. Другими словами, дискретный четко определенный объект(ы) с четко определенными границами. Черепно-мозговая травма, с другой стороны, не имеет ни одного контрольного признака, который идентифицирует патологию. Рентгенолог диагностирует эту сложную травму по набору частичных аномалий. Стоит отметить, что любая из аномалий, возникающих независимо, может быть не патологией, а естественным изменением структур мозга человека. Третий тип информации, извлекаемой из сканирования мозга, — это диффузные признаки. Например, воспаление мозговой ткани локализовано, но не имеет четко очерченных границ, как опухоль. При сканировании головного мозга воспаление идентифицируется как область с более высокой интенсивностью, чем окружающая ткань. Хотя признаки диффузной визуализации головного мозга могут быть классифицированы сами по себе, автоматизированных диагностических инструментов пока нет. Мы обсудим их в общих чертах как в контексте сегментации опухоли, так и в контексте черепно-мозговой травмы.

Обнаружение опухоли является обычной задачей радиологического анализа, которая диагностируется даже при сканировании, назначенном для диагностики, не связанной с опухолью. Диагноз опухоли можно подтвердить с помощью визуализирующих исследований с использованием компьютерной томографии (КТ), позитронно-эмиссионной томографии (ПЭТ) или магнитно-резонансной томографии (МРТ). Поскольку лучевая терапия и хирургия являются наиболее эффективными методами удаления опухолей головного мозга, точная локализация пораженной ткани имеет решающее значение. Если не удалить все раковые клетки, опухоль может рецидивировать. Если в дополнение к опухоли удаляется нормальная ткань, нормальная функциональность мозга может быть нарушена. В дополнение к руководству хирургическими вмешательствами визуализация головного мозга используется для мониторинга реакции опухоли на лечение. Опухоль может иметь четыре визуализационных признака: отек (припухлость рядом с опухолью), контрастное

усиление (связанное с «дырявыми» кровеносными сосудами и опухолевым ангиогенезом), некротизированная ткань и неконтрастирующая опухоль. Точная идентификация каждого типа опухолевой ткани необходима, поскольку не вся ткань, пораженная опухолью, должна быть удалена или направлена на лучевую терапию. Сегментация областей опухоли у разных практикующих врачей значительно различается с оценкой Дайса 74–85% для точного определения опухоли по сравнению со здоровой тканью. [Ньех, 2008 г.](#); [Мензе и др., 2015](#)).

Черепно-мозговая травма (ЧМТ) представляет собой глобальную проблему общественного здравоохранения с 57 миллионами ежегодных госпитализаций с одним или несколькими случаями ЧМТ на одного пациента, из которых более 10 миллионов заканчиваются смертью ([Langlois et al., 2006](#)). ЧМТ может быть результатом травмы головы средней или тяжелой степени или длительных повторяющихся ударов малой силы. ЧМТ распространена среди спортсменов, занимающихся контактными видами спорта, ветеранов боевых действий в вооруженных силах или при общей травме головы в результате несчастных случаев. Интенсивность ЧМТ классифицируется как легкая, умеренная или тяжелая, и каждый требует своего плана лечения. С уменьшением тяжести травмы ЧМТ становится все труднее диагностировать ЧМТ радиологом с использованием изображений головного мозга ([Ghajar, 2000](#)). Быстрая диагностика ЧМТ необходима для обеспечения выздоровления пациента и предотвращения дальнейшего повреждения и последующего прогрессирования ЧМТ. В настоящее время легкая ЧМТ диагностируется на основании клинической оценки с использованием шкалы комы Глазго (ШКГ) и симптомов, связанных с травмой, поскольку радиолог не может обнаружить последовательных, отчетливых признаков визуализации для постановки диагноза ([Williams et al., 1990](#)). Хотя чувствительность существующих инструментов визуализации недостаточна для окончательной диагностики легкой ЧМТ, в будущем для помощи в диагностике легкой ЧМТ будет использоваться комбинация алгоритмов постобработки изображений, передовых методов визуализации и улучшения разрешения изображения. У подавляющего большинства пациентов с легкой ЧМТ полное неврологическое выздоровление, однако точный диагноз позволяет пациентам выздороветь быстрее и избежать риска повторной ЧМТ во время выздоровления. Случаи ЧМТ средней степени тяжести могут быть диагностированы с помощью визуализации головного мозга специалистом-радиологом, обученным диагностике ЧМТ. В случаях ЧМТ средней степени тяжести структуры головного мозга отличаются от нормальных у пациента, что трудно поддается количественной оценке, поскольку у пациентов обычно не проводится сканирование здорового мозга до

травмы. Рентгенолог должен дифференцировать травму от ожидаемого изменения структур головного мозга. У пациентов с тяжелой ЧМТ на МРТ отчетливо видны изменения структур головного мозга; эти пациенты часто находятся в коматозном состоянии и не могут следовать простым инструкциям. [Гаджар, 2000](#)). Тяжелая ЧМТ, как правило, может быть диагностирована любым радиологом на МРТ.

Чтобы сформулировать диагноз ЧМТ, рентгенолог сопоставляет несколько наборов изображений, чтобы выделить структурные аномалии головного мозга из ожидаемой нормальной дисперсии. Изменения в мозговой ткани видны при диффузно-тензорной визуализации (DTI) — методе, который выявляет расположение, ориентацию и направленную анизотропию молекул воды в мозге. Возникающие в результате изменения в мозге видны как асимметричный характер движения мозговой жидкости и потеря объема мозга из-за повреждения основного белого вещества. По мере уменьшения объема головного мозга в месте повреждения увеличивается количество спинномозговой жидкости, заполняющей это пространство.

Методы визуализации мягких тканей

Для визуализации мягких тканей головного мозга можно использовать несколько различных методов: рентгенографию, магнитно-резонансную томографию (МРТ), ядерную медицину, ультразвук и инфракрасную визуализацию. МРТ чаще всего используются для обучения алгоритмов машинного обучения для выявления аномалий головного мозга. Отчасти это связано с тем, что МРТ-изображение используется врачами, которые предоставили аннотации к изображениям, необходимые для построения модели, с использованием контролируемых алгоритмов машинного обучения. Большинство доступных наборов данных представляют собой аннотированные МРТ-изображения. Хотя МРТ является наиболее распространенным инструментом диагностической визуализации, мы кратко опишем другие методы визуализации для полноты и переноса методов анализа изображений между различными модальностями визуализации. Другими словами, алгоритмы AI и ML, разработанные для выявления структур и аномалий в одном типе изображений,

Рентгенография использует широкий рентгеновский луч для визуализации как костей, так и мягких тканей. Рентгенография широко используется из-за ее низкой стоимости и высокого разрешения получаемых изображений. Использование рентгена имеет свои недостатки: оно вредно в случае частых или высокоинтенсивных облучений, визуализации

чувствительных тканей, а также для пациентов из группы риска, таких как беременные женщины. Рентгенография также ограничена из-за плоскостной техники получения изображений с перекрывающимися структурами, проецируемыми на одно изображение. Это серьезно ограничивает оценку нижележащих структур с визуализацией отдельных органов, особенно головного мозга, что невозможно из-за лежащего выше плотного костного свода черепа.

Ядерная медицинская визуализация является эффективным методом оценки структуры и функции органа, ткани, кости или всей системы. В этом методе используются химические контрастные вещества, вводимые в организм, которые реагируют с белками или сахарами и регистрируются детекторами изображений. Требуемое использование радионуклидных маркеров должно соответствовать строгим правилам, чтобы быть безопасным для повторного применения. Хотя ядерная медицинская визуализация может визуализировать ограниченный набор функций мозга, она дает изображения с относительно низким разрешением. Эти факторы ограничивают его использование для локализации активных участков головного мозга во время или сразу после припадков для хирургического вмешательства, для диагностики раннего начала болезни Альцгеймера или Паркинсона или активности опухоли головного мозга при оценке радиационного некроза по сравнению с активно растущей опухолью.

Ультразвук — это метод визуализации, используемый для исследования мозговой ткани и притока крови к мозгу. Как неинвазивная процедура, она эффективна при диагностике относительно широкого спектра состояний, включая сужение или расширение внутричерепных сосудов, врожденные аномалии головного мозга, мониторинг динамики церебральной жидкости, оценку поражения белого вещества головного мозга, локализацию опухоли, внутримозговое кровоизлияние, оценка риска инсульта у взрослых и сосудистые заболевания, связанные с серповидно-клеточной анемией. Хотя методы визуализации на основе ультразвука не дают изображений с высоким разрешением по сравнению с обычным рентгеном или МРТ, динамические киноизображения и измерения доплеровского потока могут давать визуализацию динамики крови и спинномозговой жидкости в реальном времени. Помимо визуализации тканей головного мозга,

Магнитно-резонансная томография (МРТ) — это высокодоступный неинвазивный метод визуализации, в котором используются мощные магниты для получения подробных томографических изображений (рис. 2.). Поскольку нет никаких известных негативных долгосрочных последствий воздействия сильных магнитных полей, врач может использовать повторное тестирование

для мониторинга восстановления тканей головного мозга или уточнения дифференциального диагноза. МРТ-сканирование ограничено у пациентов с имплантированными медицинскими устройствами или у пациентов с металлическими фрагментами, которые являются ферромагнитными и находятся в опасных местах. Стоимость оборудования для МРТ относительно высока, но можно утверждать, что ограничивающим фактором в применении МРТ является отсутствие специалистов-рентгенологов для анализа изображений и синтеза информации для постановки диагноза. В МРТ используется несколько конкретных последовательностей, которые подробно обсуждаются в следующем разделе.

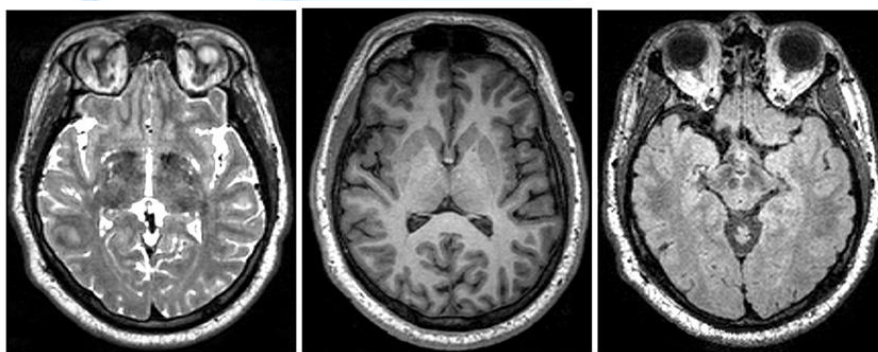


Рис.2. Примеры различных методов визуализации МРТ. Слева: изображение T2. Посередине: изображение T1. Справа: изображение FLAIR. В таблице показана яркость ткани с использованием трех наиболее распространенных методов визуализации МРТ от темного до яркого ([Preston, 2006](#)).

Анализ изображений мягких тканей головного мозга можно разделить на три категории: локальный, региональный и глобальный. Локальные особенности, видимые на МРТ-изображениях головного мозга, могут варьироваться от нескольких миллиметров до нескольких сантиметров. Признак, который следует классифицировать как аномалию, представляет собой либо неожиданную массу, не принадлежащую данному месту, либо значительное отклонение ожидаемой структуры мозга от нормальной формы и размера.

Дискретные аномалии, локализованные с четко очерченными краями, включают опухоли, инородные тела, кровоизлияния и припухлости. С другой стороны, тканевая инфекция или воспаление обычно представляют собой более диффузные аномалии в изображенной ткани головного мозга, видимые только в региональном или глобальном масштабе.

Обнаружение региональных аномалий требует выявления асимметрии структурной формы, вариации интенсивности сигнала между локальными

структурами мозга и окружающей тканью, вариации цветовой асимметрии, которая идентифицирует разницу в потоках жидкости, или неожиданных объемных различий в ткани. Анализ глобального масштаба обеспечивает контекст для особенностей, обнаруженных на локальном и региональном уровнях, чтобы решить, указывают ли они на патологию или ожидаемую вариацию.

Общий анализ, проводимый радиологом, является сложной задачей, поскольку один локальный признак может быть классифицирован как незначительное различие в здоровой ткани, но представление нескольких таких признаков в виде группы может указывать на заболевание. Обнаружение и классификация дискретных структурных аномалий головного мозга могут быть легко распознаны соответствующим образом подготовленным медицинским работником, особенно если аномалия большая и представляет собой четко очерченную дискретную массу. Однако диагностика ЧМТ средней степени тяжести, проявляющаяся региональными или глобальными взаимосвязями между признаками, возможна только высококвалифицированными специалистами с многолетним опытом. Кроме того, необходимо глубокое знание различных методов визуализации для перекрестных ссылок, чтобы проверить согласованность признаков-кандидатов в нескольких наборах изображений.

Рентгенологи обычно диагностируют патологию головного мозга пациента с помощью визуализации на основе МРТ, которая в основном заменила компьютерную томографию (КТ) в качестве предпочтительного метода визуализации. Анализ изображений используется не только для первоначальной диагностики, но и для предоперационного стадирования, оценки эффективности плана лечения и других аспектов оказания медицинской помощи ([Berquist et al., 1990](#)). Обработка изображений МРТ обеспечивает визуализацию анатомии головного мозга в нескольких плоскостях (аксиальной, сагиттальной, коронарной, косой и других, в зависимости от ориентации градиентных катушек) и раскрывает детали о (статических) структурах мозга, а также информацию о движении жидкости и подлежащих тканях. целостность ([Престон, 2006](#)).

Литература.

1. Abdel-Hamid, O., Deng, L., and Yu, D. (2013). "Exploring convolutional neural network structures and optimization techniques for speech recognition," in Interspeech (Lyon), 3366–3370.
2. Abdurakhmanovich, K. O., & ugli, G. S. O. (2022). Ultrasonic Diagnosis Methods for Cholechololithiasis. Central Asian Journal Of Medical And Natural Sciences, 3(2), 43-47.
3. Abdurakhmanovich, K. O., & ugli, G. S. O. (2022). Ultrasound Diagnosis of the Norm and Diseases of the Cervix. Central Asian Journal Of Medical And Natural Sciences, 3(2), 58-63.

4. Adlassnig, K.-P. (1986). Fuzzy set theory in medical diagnosis. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 16, 260–265.
5. Alimdjanovich, R.J., Obid , K., Javlanovich, Y.D. and ugli, G.S.O. 2022. Advantages of Ultrasound Diagnosis of Pulmonary Pathology in COVID-19 Compared to Computed Tomography. *Central Asian Journal of Medical and Natural Science.* 3, 5 (Oct. 2022), 531-546.
6. Ataeva SKh, Ravshanov ZKh, Ametova AS, Yakubov DZh Radiation visualization of chronic joint diseases. *Central Asian journal of medical end natural sciences.* 2021;2(2):12-17
7. Basser, P. J., and Pierpaoli, C. (2011). Microstructural and physiological features of tissues elucidated by quantitative-diffusion-tensor mri. *J. Mag. Res.* 213, 560–570. doi: 10.1016/j.jmr.2011.09.022
8. Cocosco, C. A., Zijdenbos, A. P., and Evans, A. C. (2003). A fully automatic and robust brain mri tissue classification method. *Med. Image Anal.* 7, 513–527. doi: 10.1016/j.media.2005.09.004
9. Hamidov OA, Diagnostics of injuries of the soft tissue structures of the knee joint and their complications. *European research.* Moscow. 2020;1(37):33-36.
10. Khamidov OA, Normamatov AF, Yakubov DZh, Bazarova SA Respiratory computed tomography. *Central Asian journal of medical end natural sciences.* 2021;2(2):1-8
11. Khamidov OA, Urozov UB, Shodieva NE, Akhmedov YA Ultrasound diagnosis of urolithiasis. *Central Asian journal of medical end natural sciences.* 2021;2(2):18-24
12. Khamidov OA, Yakubov DZh, Alieva UZ, Bazarova SA, Mamaruziev ShR Possibilities of Sonography in Differential Diagnostics of Hematuria. *Central Asian journal of medical end natural sciences.* 2021;2(4):126-131
13. Kononenko, I. (2001). Machine learning for medical diagnosis: history, state of the art and perspective. *Artif. Int. Med.* 23, 89–109. doi: 10.1016/S0933-3657(01)00077-X
14. Shattuck, D. W., and Leahy, R. M. (2002). Brainsuite: an automated cortical surface identification tool. *Med. Image Anal.* 6, 129–142. doi: 10.1016/S1361-8415(02)00054-3
15. Yakubov , J., Karimov , B., Gaybullaev , O., and Mirzakulov , M. 2022. Ultrasonic and radiological picture in the combination of chronic venous insufficiency and osteoarthritis of the knee joints. *Academic Research in Educational Sciences.* 5(3), pp.945–956.
16. Yakubov D. Z., Gaybullaev S. O. The diagnostic importance of radiation diagnostic methods in determining the degree of expression of gonarthrosis //UZBEK JOURNAL OF CASE REPORTS. – С. 36.
17. Yakubov Doniyor Javlanovich, Juraev Kamoliddin Danabaevich, Gaybullaev Sherzod Obid ugli, and Samiev Azamat Ulmas ugli. 2022. “Influence Of Gonarthrosis On The Course And Effectiveness Of Treatment Of Varicose Veins”. *Yosh Tadqiqotchi Jurnal* 1 (4):347-57.
18. Zhuang, A. H., Valentino, D. J., and Toga, A. W. (2006). Skull-stripping magnetic resonance brain images using a model-based level set. *NeuroImage* 32, 79–92. doi: 10.1016/j.neuroimage.2006.03.019
19. Хамидов О.А. Оптимизация лучевой диагностики повреждений мягкотканых структур коленного сустава и их осложнений, *Американский журнал медицины и медицинских наук.* 2020;10 (11):881-884. (In Russ.)