

УДК 004.932.72+004.832+616-073.75

 10.25209/2079-3316-2026-17-2-295-326

Извлечение характеристик симметрии мозга для автоматического выявления опухолей головного мозга на МРТ-изображениях

Херве Камгюя Феукви[✉]

Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия

[✉]st093241@student.spbu.ru

Аннотация. В данном исследовании представлена автоматизированная и объясняемая система поддержки принятия решений для анализа медицинских изображений. Предлагаемый метод выявляет главную ось симметрии на изображениях МРТ головного мозга в оттенках серого, полученных с помощью метода FLAIR, путем выбора возможных осей вблизи центра масс мозга и оптимизации коэффициентов сходства Жаккара и косинуса. Затем изображения бинаризируются с помощью кластеризации FCM. Двусторонняя асимметрия количественно оценивается с помощью пяти взаимодополняющих метрик: метрики асимметрии Дайса и дисбаланса массы на бинарных изображениях, градиентной асимметрии, асимметрии интенсивности и структурной асимметрии (инвертированный SSIM) на изображениях в оттенках серого. Эти признаки классифицируются моделью CatBoost на онкологические и нормальные случаи, достигая площади под характеристической кривой (ROC-AUC) 89%, точности 80%, чувствительности 88% и F1-показателя 80%.

Ключевые слова и фразы: анализ симметрии, коэффициент Жаккара, косинусный индекс, кластеризация методом нечетких C-средних

Для цитирования: Камгюя Феукви Х. *Извлечение характеристик симметрии мозга для автоматического выявления опухолей головного мозга на МРТ-изображениях* // Программные системы: теория и приложения. 2026. Т. 17. № 2(71). С. 295–326. https://psta.pspiras.ru/read/psta2026_2_295-326.pdf

Введение

Для успешной диагностики, отслеживания и управления прогрессирующим заболеванием современное здравоохранение в значительной степени зависит от медицинской визуализации. Такие методы, как компьютерная томография (КТ), магнитно-резонансная томография (МРТ), ультразвуковые и рентгеновские исследования составляют ядро этого диагностического инструментария. Эти технологии позволяют практикующим врачам заглядывать в человеческое тело, не прибегая к инвазивным хирургическим процедурам, тем самым ускоряя точную диагностику и терапевтические вмешательства. Медицинская визуализация облегчает выявление, а количественная оценка субклинических аномалий, поддерживая своевременное вмешательство и уточненный прогноз¹.

Несмотря на улучшения в диагностике, рак постоянно входит в число частых причин смерти во всем мире [1, 2]. Для улучшения диагностирования используются системы поддержки принятия решений в таких областях, как анализ медицинской статистики, геномика [3] и анализ медицинских изображений [4]. Тем не менее, существует постоянный спрос на аналитические модели, которые не только точны, но и интерпретируемы.

В нейровизуализации анатомическая симметрия действует как высокоинформативный биомаркер; отсутствие или нарушение этого баланса часто указывает на основное патологическое состояние [5–7]. Этот принцип регулирует парные анатомические особенности, такие как симметрия груди или почек, а также по своей сути симметричные сингулярные структуры, такие как человеческое лицо и мозг. Значительный объем исследований подтверждает, что метрики, ориентированные на симметрию, имеют огромное диагностическое значение [6–9]. Для совершенствования возможностей раннего обнаружения и обеспечения прозрачности результирующих моделей требуются методологические инновации

Расширяя наши предыдущие исследования [10], настоящее исследование адаптирует технику угловой линии к нейровизуализации, облегчая извлечение маркеров церебральной симметрии для выявления злокачественных образований. Мы вводим полностью автономную основу для идентификации опухоли головного мозга, управляемую мультимодальной оценкой симметрии МРТ. Поскольку конвейер полностью автоматизирован, он устраняет необходимость в ручной настройке параметров конечным пользователем. Метод угловой линии используется централизованно для расчета поворотной оси симметрии, что является необходимым условием для оценки двусторонних морфологических признаков.

¹ World Health Organization® <https://www.who.int/>

Основной вклад этого исследования заключается в том, что оно подчеркивает прогностическую силу дисбаланса массы наряду с коэффициентами асимметрии интенсивности, полученными из данных МРТ, эффективно доказывая, что церебральная асимметрия является мощным признаком опухолей головного мозга. В конечном итоге, эта методология позиционируется как жизнеспособный инструмент компьютерной диагностики для оказания помощи медицинским специалистам. Ключевое нововведение заключается в создании последовательного, комплексного конвейера поддержки принятия медицинских решений, специально разработанного для выделения МРТ-снимков с опухолями.

1. Методы и материалы

Набор данных был получен из Kaggle [11] и включает в себя МРТ-исследования головного мозга 110 пациентов (cases), а также созданные вручную маски сегментации аномалий для восстановления инверсии жидкости (FLAIR). В представляемом исследовании было использовано в общей сложности 1300 последовательностей срезов FLAIR, из которых 845 (65%) были классифицированы как нормальные, а 455 (35%) идентифицированы как содержащие опухоли. Каждое изображение имеет размер $256 \times 256 \times 3$.

Подобно автоматическому извлечению линий пути, используемому в аортном моделировании [12], наш метод использует уравнение наклонной линии для установления оси симметрии и извлечения морфометрии изображения. Ось симметрии оценивается на версии изображений FLAIR в оттенках серого с использованием формулировки угловой линии [10]. Преобразование изображения в серый цвет обычно сокращает время обработки.

Каждая линия представляет собой возможного кандидата на линию симметрии. Как правило, линия симметрии мозга расположена вблизи его центра масс. Следовательно, поиск этой линии был ограничен областью, прилегающей к центру [13]. Оптимальная линия симметрии определяется путем выбора линии, которая демонстрирует самые высокие значения индекса Жаккара и косинуса. Серое изображение подвергается бинаризации с использованием метода кластеризации Fuzzy C-Means (FCM) [14].

FCM – это неконтролируемая техника кластеризации, обычно используемая в сегментации медицинских изображений. Он группирует похожие пиксели в кластеры на основе их нечетких членств с помощью подхода к кластеризации Fuzzy C-Means [14]. Этот итеративный алгоритм направлен на минимизацию функции затрат, как определено в уравнении (1). Функция затрат зависит от расстояния пикселей от центров кластера.

$$(1) \quad J = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2,$$

где N обозначает количество пикселей, c обозначает количество кластеров, а x_j обозначает интенсивность j -го пикселя.

В этом исследовании количество кластеров, c , установлено на 3, где u_{ij} указывает на членство x_j в i -го кластере, v_i обозначает центр i -го кластера, а m регулирует нечеткость, сохраняя постоянное значение. Функция членства и кластерные центры обновляются при каждой итерации с использованием формул, представленных в уравнениях (2) и (3):

$$(2) \quad u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}},$$

$$(3) \quad v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m}.$$

Метрика Дайса (Dice) в этом исследовании количественно определяет пространственное соответствие между одним полушарием мозга и его другим зеркальным аналогом. Предыдущие работы [15–17] указывают на то, что рост опухоли не только изменяет местные модели интенсивности, но и вызывает анатомическое смещение соседних структур, что делает уменьшенное межполушарное перекрытие заметным маркером занимающего пространство поражения. Соответственно, низкое значение индекса Дайса отражает плохое двустороннее соответствие и предполагает повышенную асимметрию, в то время как более высокие значения указывают на более сильную структурную симметрию в анализируемом объеме МРТ.

Важно отметить, что метрика Дайса основана на форме, а не на интенсивности: она оценивает поддержку двоичного переднего плана каждого полушария без учета яркости пикселя. В результате он менее чувствителен к полям смещения, зависимым от сканера, неоднородности освещения и другим артефактам, которые могут ухудшить показатели, обусловленные интенсивностью, и генерировать ложные срабатывания [16, 17]. Это делает индекс Дайса особенно подходящим для анализа симметрии в МРТ мозга, где геометрическое выравнивание часто более информативно, чем величина необработанного сигнала. Коэффициент Дайсф (Dice) рассчитывается в соответствии со следующим уравнением:

$$(4) \quad \text{Dice} = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|},$$

где A и B обозначают двоичные маски, соответствующие левому полушарию и вертикально зеркально отраженному правому полушарию соответственно. Числитель измеряет количество перекрывающихся пикселей переднего плана, в то время как знаменатель нормализует это перекрытие общей поддержкой переднего плана в обеих масках.

Мы меняем эту метрику, которая соответствует нашей метрике Ассиметрии Дайса (Dice Asymmetry: DS).

$$(5) \quad \text{DS} = 1 - \text{Dice}.$$

Нормальные полушария мозга демонстрируют почти идентичную массу. В этом контексте эта масса представлена пикселями переднего плана, присутствующими на двоичном изображении. Вышеупомянутая формула асимметрии массы служит для дифференциации массы, занимающей пространство, в обоих полушариях [18]. Индекс дисбаланса массы (Mass Imbalance: MI) рассчитывается с использованием:

$$(6) \quad \text{MI} = \frac{|A' - B'|}{A' + B'},$$

где A' и B' представляют собой общую массу интенсивности в левой половине изображения и зеркально-отраженной правой половине изображения соответственно. Если общая «масса» (сумма пикселей) пикселей переднего плана в одном полушарии значительно превышает соответствующую сумму в противоположном полушарии, она идентифицируется как потенциальное поражение, а не просто естественная вариация. Это мера асимметрии на глобальном уровне.

Градиентная асимметрия (GA) фокусируется на определении различий и оценке их резкости в различных участках полушария. Четкость структуры характеризуется повышенными значениями градиента Собеля. Опухоли часто демонстрируют неоднородные текстуры вместо постоянной яркости. Вариации в градиентах отражают «крайний контраст» гиперинтенсивных областей, служащих прогностическим маркером для инвазии опухоли и показателей выживаемости пациентов [19]. Количественная оценка GA в изображениях в оттенках серого выполняется с использованием уравнения:

$$(7) \quad \text{GA} = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \left| G_L(p) - G_R^f(p) \right|,$$

где $G_L(p)$ и $G_R^f(p)$ обозначают величину градиента Собеля на пикселе p в левой половине изображения и зеркальной правой половине. N представляет общее количество пикселей в интересующей области, в то время как p указывает на индекс пикселей.

Распределение уровней интенсивности при МРТ головного мозга может предоставить важную информацию о потенциальных опухолевых областях. Изменение интенсивности в разных областях мозга обычно выделяется из-за отека, вызванного опухолями, окружающими пораженную область. Этот отек проявляется как высокий уровень интенсивности в модальности FLAIR, что позволяет четко идентифицировать аномальные области на изображениях FLAIR [20]. В этом исследовании эта асимметрия интенсивности (IA) количественно определяется с помощью:

$$(8) \quad IA = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \left| I_L(p) - I_R^f(p) \right|,$$

где $I_L(p)$ и $I_R^f(p)$ обозначают интенсивность пикселя, расположенного в позиции p в левой половине изображения и соответствующей зеркально-отраженной правой половине, соответственно. Этот метод позволяет изучать паттерны интенсивности между полушариями, в дополнение к выявлению смещенных особенностей на уровне пикселей.

Индекс структурного сходства (SSIM) – это показатель качества изображения, который используется для количественной оценки структурной деградации между двумя изображениями [21]. В этом исследовании SSIM рассчитывается между левым полушарием и его зеркальным аналогом путем разложения сходства на три взаимодополняющих компонента: яркость, которая оценивает различия в средней интенсивности; контраст, которая оценивает дисперсию значений сигнала; и структура, которая отражает локальную пространственную организацию и согласованность текстуры. Такое разложение делает SSIM особенно подходящим для анализа на основе симметрии при МРТ головного мозга, где патология может проявляться не только как изменение интенсивности, но и изменения в расположении тканей [22].

Недавние исследования [23, 24] выделили SSIM в качестве надежного дескриптора для оценки точности и диагностической актуальности автоматизированных рамок анализа медицинских изображений. В частности, SSIM хорошо подходит для различения массовых поражений, которые в первую очередь вызывают анатомическое смещение, и инфильтративных поражений, которые могут привести к более локализованным радиометрическим и текстурным аномалиям. Для инфильтративных опухолей на изображениях FLAIR SSIM может обнаруживать мелкозернистые структурные возмущения, которые могут не быть зафиксированы только метриками, основанными на интенсивности. Это делает его ценным дополнением к геометрическим и фотометрическим мерам асимметрии при характеристике опухоли. В настоящей работе SSIM определяется как

$$(9) \quad SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)},$$

где x и y обозначают левую и правую зеркальную половины изображения соответственно. Термины μ_x и μ_y представляют собой средние интенсивности x и y , в то время как σ_x^2 и σ_y^2 обозначают их дисперсии. Ковариация между двумя областями задается σ_{xy} . Константы C_1 и C_2 включены для обеспечения численной стабильности и предотвращения сингулярностей, когда локальная статистика приближается к нулю. Вместе эти термины обеспечивают нормализованную оценку структурного соответствия, которая является очень информативной для двусторонней оценки симметрии в медицинской визуализации.

Более высокое значение индекса SSIM указывает на большее сходство между сравниваемыми полушариями. Однако для обеспечения согласованности с метриками, основанными на прямой асимметрии (GA, IA, MI), мы инвертируем эту метрику, которая соответствует нашей метрике структурной асимметрии (SA)

$$(10) \quad SA = 1 - SSIM.$$

Для каждого изображения серая и бинаризованная версии делятся на две половины вдоль линии симметрии. Полученные изображения обозначены как левая и правая, соответствующие левой и правой половинкам соответственно. Правая половина зеркально отражена вдоль вертикальной оси и помечена как перевернутая вправо. Этот процесс позволяет выравнивать похожие структурные области мозга в одной ориентации.

Впоследствии рассчитываются различные показатели между левой и правой половинками. Асимметрия образа мозга количественно определяется с помощью пяти дополнительных показателей:

Асимметрия Дайса (DS),

Дисбаланс массы (MI) для бинаризованного изображения;

Градиентная асимметрия (GA),

Асимметрия интенсивности (IA) и

Структурная асимметрия (SA) для серого изображения.

Эти показатели в совокупности отражают геометрические, текстурные и основанные на интенсивности отклонения от двусторонней симметрии. Используя алгоритм CatBoost [25], МРТ-изображения были классифицированы как опухолевые или нормальные на основе извлеченных метрических значений. Набор данных, состоящий из 1300 МРТ-изображений, был разделен на подмножества обучения и валидации с использованием стратифицированной выборки для сохранения пропорционального распределения случаев по подмножествам: 80% данных (1040) было выделено для обучения, в то время как оставшиеся 20% (260) были зарезервированы для проверки.

Для повышения надежности модели и смягчения чрезмерной подгонки на этапе обучения была использована перекрестная валидация K-fold.

Поскольку необработанные выходы вероятности, генерируемые CatBoost, могут не точно отражать истинную апостериорную уверенность, для повышения вероятностной надежности был включен шаг калибровки. Калибровка сигмоида (масштабирование Platt) была применена для сопоставления прогнозируемых баллов с откалиброванными оценками вероятности. Кроме того, было указано фиксированное случайное семя для обеспечения воспроизводимости и стабильности результатов.

Диаграмма алгоритма, используемого в этом исследовании, показана на рисунке 1

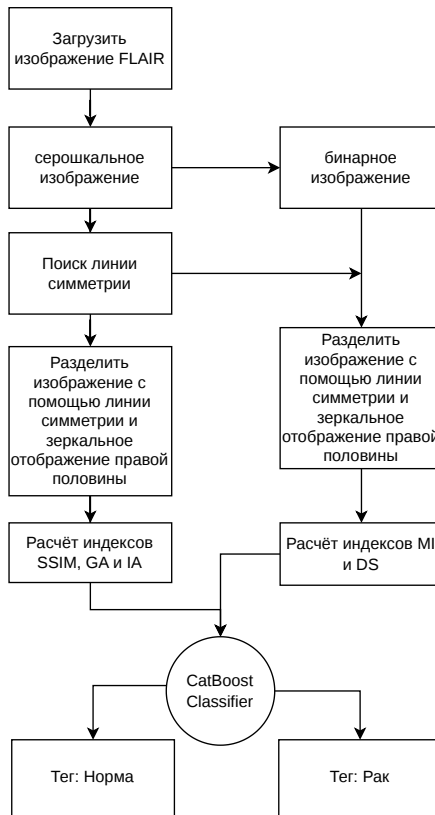


Рисунок 1. Диаграмма алгоритма

2. Результаты

Предложенная методология была реализована на изображениях мозга FLAIR, полученных из набора данных. На рисунке 2 показан пример исходного изображения, его версии в оттенках серого и бинарной версии.

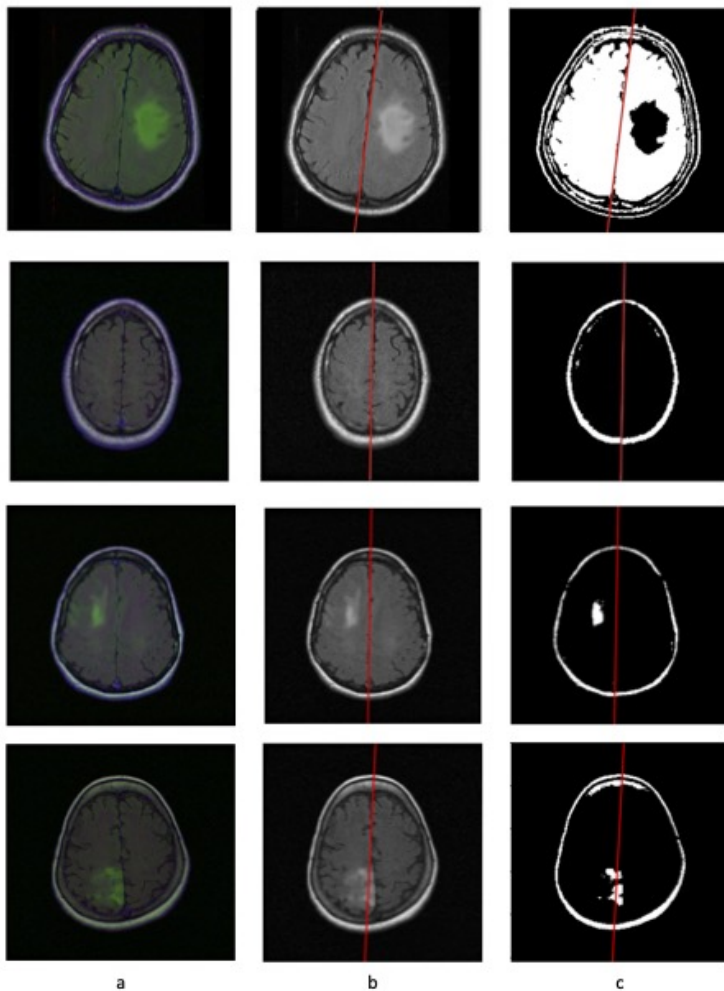


РИСУНОК 2. Поиск линии симметрии: (а) МРТ FLAIR, (б) Серое изображение с линией симметрии, (с) Бинарное изображение с линией симметрии

Оценка эффективности изучала чувствительность, точность и специфичность.

Было отмечено, что метрика дисбаланса массы (MI) оказала более значительное влияние на алгоритм классификации. На рисунке 2 показано исходное изображение FLAIR, которое было преобразовано в серый цвет и использовано для поиска наилучшей линии симметрии. Бинаризованное изображение было получено методом FCM и применена ранее определенная линия симметрии.

Классификация была выполнена на основе извлеченных функций с использованием алгоритма CatBoost [25]. Как показано на рисунке 3, анализ значимости признаков определил дисбаланс массы (MI) в качестве наиболее влиятельной переменной, за которой последовала асимметрия интенсивности (IA), в то время как структурная асимметрия (SA) продемонстрировала наименьший вклад.

Эта закономерность указывает на то, что особенности, полученные из двоичных представлений, захватывают межполушарные различия более эффективно, чем признак, полученный в оттенках серого. В частности, дисбаланс массы, рассчитанный на основе бинарных изображений, продемонстрировал большую дискриминационную полезность, чем структурная асимметрия, полученная из изображений в оттенках серого.

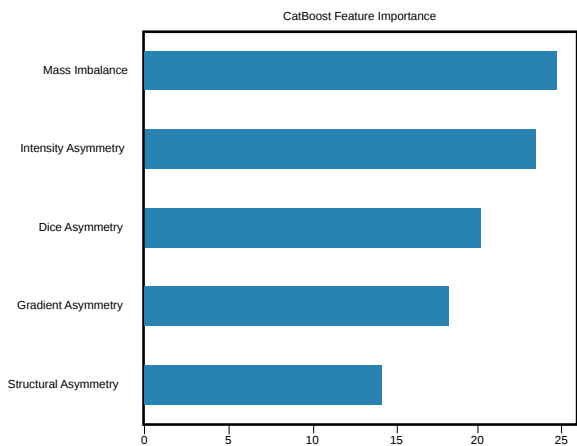


Рисунок 3. График важности метрик изображений

3. Обсуждения

Предлагаемый конвейер обнаружения на основе оси симметрии продемонстрировал высокую анатомическую точность в наборе данных FLAIR MRI. Ограничивая линии кандидата окрестностями центра масс мозга и совместно оптимизируя индексы сходства Жаккара и косинуса, алгоритм последовательно идентифицировал структуры средней линии с точностью субпикселей.

Эта геометрическая согласованность подчеркивает надежность формулировки угловой линии при обработке межсубъектной изменчивости ориентации головы и легких патологических сдвигов средней линии. Стабильность вычисленной оси симметрии служит надежной основой для последующего двустороннего извлечения признаков, эффективно смягчая шум, вызванный выравниванием, который часто ставит под угрозу традиционные подходы, основанные на регистрации.

Анализ важности функций показал, что массовый дисбаланс (MI) был наиболее различительным предсказателем, достигая точности классификации 70% при использовании в изоляции. Это согласуется с клиническим наблюдением о том, что занимающие пространство поражения преимущественно проявляются как объемные массовые эффекты, которые эффективно захватываются после того, как бинаризация на основе FCM изолирует ткань переднего плана от фоновых и немозговых структур.

Асимметрия интенсивности (IA) стала вторичным фактором, отражающим специфическую для FLAIR гиперинтенсивность, связанную с перитуморальным отеком и инфильтративными опухолями. И наоборот, градиентная асимметрия (GA) и структурная асимметрия (SA) продемонстрировали более низкий прогностический вес, вероятно, потому, что последовательности FLAIR отдают предпочтение контрасту интенсивности, подавленному жидкостью, по сравнению с тонкой текстурной или краевой дифференциацией.

Снижение полезности метрик, выведенных из оттенков серого в этом контексте, предполагает, что двоичные морфометрические функции могут быть более надежными для скрининга опухоли на основе симметрии в методах FLAIR, хотя мультимодальное слияние (например, T1, T2 или контрастные последовательности) может восстановить диагностическую ценность структурных и градиентных дескрипторов.

При интеграции в ансамбль CatBoost пять показателей асимметрии дали ROC-AUC 89%, а также точность 80%, чувствительность 88% и показатель F1 80%. CatBoost был намеренно выбран за его устойчивость к гетерогенным табличным данным, автоматическое управление взаимодействиями функций и его способность предотвращать переустановку в наборы данных умеренного размера.

В дополнение к своим прогнозным возможностям, фреймворк подчеркивает клиническую интерпретируемость: каждая асимметрическая метрика связана с конкретным биофизическим свойством (объемным смещением и отклонением интенсивности, краевой контрастностью и структурной когерентностью), что позволяет врачам связывать результаты классификации с измеримыми биомаркерами визуализации. Этот уровень прозрачности смягчает значительную проблему в диагностике с помощью искусственного интеллекта, когда непрозрачным моделям часто не хватает действенного клинического обоснования и одобрения медицинскими экспертами.

Несколько ограничений заслуживают внимания:

1. Исследование основано исключительно на общедоступном наборе данных FLAIR, который может не охватывать полную изменчивость клинических протоколов МРТ, разных производителей сканеров или различной силы магнитного поля.
2. Хотя процесс бинаризации FCM является вычислительно эффективным, он подвержен неоднородности интенсивности и может потребовать адаптивной коррекции поля смещения или инициализации для более широкого применения.
3. неопухолевые состояния (такие как ишемический инсульт, травматическое повреждение или врожденные асимметрии) также могут мешать двусторонней симметрии, что потенциально может привести к ложноположительным результатам в фактических клинических скринингах.

Будущие исследования будут интегрировать мультимодальные входные данные МРТ и проверять конвейер с помощью многоцентровых когорт. С точки зрения систем, легкая вычислительная площадь предлагаемого конвейера делает его идеальным для периферийного развертывания в клинических условиях с ограниченными ресурсами или в качестве компонента сортировки в более крупных рабочих процессах для принятия медицинских решений.

В конечном счете, сочетая математически обоснованные метрики симметрии с интерпретируемым классификатором, повышающим градиент, это исследование способствует развитию прозрачных, методов на теории систем поддержки принятия решений для нейроонкологической визуализации и повышает скорость обработки данных.

4. Заключение

Проведенное исследование представляет собой полностью автоматизированную, основу для обнаружения опухолей головного мозга в МРТ FLAIR путем количественной оценки двусторонней асимметрии. Используя оптимизированную формулировку угловой линии, ограниченную центром масс мозга и подтвержденную с помощью метрик сходства Жаккара и косинуса, метод надежно локализует анатомическую среднюю линию без итеративной регистрации или ручной инициализации.

Эта геометрическая основа позволяет систематически извлекать пять взаимодополняющих дескрипторов асимметрии, фиксируя объемные, интенсивные, градиентные и структурные отклонения между полушариями. Интеграция этих показателей в классификатор CatBoost обеспечивает надежную диагностическую производительность (ROC-AUC 89%, точность 80%, чувствительность 88%, F1-score 80%), подтверждая, что деградация симметрии является высокодискриминирующим биомаркером для поражений, занимающих пространство.








Кроме того, основное клиническое значение структуры заключается в ее встроенной интерпретируемости. В отличие от непрозрачной природы моделей глубокого обучения, каждая входная особенность напрямую связана с измеримой биофизической характеристикой (такой как массовое смещение, гетерогенность интенсивности, краевой контраст и структурная когерентность). Этот уровень прозрачности позволяет радиологам и нейроонкологам связывать результаты классификации с конкретными морфометрическими вариациями, тем самым повышая клиническое доверие и способствуя принятию врачебного решения.














С методологической точки зрения, оптимизированный дизайн конвейера позволяет избежать необходимости в вычислительно требовательной воксельной сегментации или сложных сверточных архитектурах, что значительно сокращает время обработки данных и задержку вывода. Кроме того, отсутствие необходимости в ручной корректировке параметров, наряду с легким табличным форматом CatBoost, позволяет проводить быстрый скрининг на уровне среза, который может эффективно функционировать на стандартном клиническом оборудовании.









В конечном счете, эта система предназначена для улучшения клинических рабочих процессов, а не для замены экспертных суждений. Обеспечивая быстрые, объяснимые и математически обоснованные оценки, он позволяет медицинским работникам расставлять приоритеты в случаях высокого риска, уменьшать диагностическую усталость и принимать более обоснованные, основанные на фактических данных решения, особенно в условиях большого объема данных или ограниченных ресурсов.

Последующая работа будет сосредоточена на расширении оценки с использованием более крупных и разнообразных наборов данных для дальнейшей проверки надежности и возможности обобщения подхода. Кроме того, ожидается улучшение производительности за счет извлечения функций не только на глобальном уровне изображения, но и на более тонких субрегиональных масштабах, что позволяет более локализованную характеристику опухолей. Благодаря балансу вычислительной эффективности, алгоритмической прозрачности и клинической полезности предлагаемая структура способствует развитию практических систем поддержки принятия решений для нейроонкологической визуализации.

Список использованных источников

- [1] Bray F., Laversanne M., Sung H., Ferlay J., Siegel R. L. *Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries* // CA: A Cancer Journal for Clinicians.– 2024.– Vol. **74**.– No. 3.– Pp. 229–263.  [↑312](#)
- [2] Rai H. M., Yoo J. A *comprehensive analysis of recent advancements in cancer detection using machine learning and deep learning models for improved diagnostics* // Journal of Cancer Research and Clinical Oncology.– 2023.– Vol. **149**.– No. 15.– Pp. 14365–14408.  [↑312](#)
- [3] Bejaoui R., Mahouachi R., Mahersia H. *A five-year systematic review of AI-based medical image analysis: From preprocessing to classification* // Forensic Imaging.– 2026.– Vol. **44**.– id. 200670.  [↑312](#)
- [4] Alharbi F., Vakanski A. *Machine learning methods for cancer classification using gene expression data: A review* // Bioengineering.– 2023.– Vol. **10**.– No. 2.– id. 173.– 26 pp.  [↑312](#)
- [5] Bertamini M., Makin A. D. J. *Brain activity in response to visual symmetry* // Symmetry.– 2014.– Vol. **6**.– No. 4.– Pp. 975–996.  [↑312](#)
- [6] Corballis M. C. *Bilaterally symmetrical: To be or not to be?* Symmetry.– 2020.– Vol. **12**.– No. 3.– id. 326.– 12 pp.  [↑312](#)
- [7] Khotanlou H., Colliot O., Atif J., Bloch I. *3D brain tumor segmentation in MRI using fuzzy classification, symmetry analysis and spatially constrained deformable models* // Fuzzy Sets and Systems.– 2009.– Vol. **160**.– No. 10.– Pp. 1457–1473.  [↑312](#)

- [8] C. Ö. Fiçici, O. Eroğul, Telatar Z. *Fully automated brain tumor segmentation and volume estimation based on symmetry analysis in MR images* // *CMBEBIEH 2017: Proceedings of the International Conference on Medical and Biological Engineering* (Sarajevo, B&H, March 16–18, 2017), IFMBE Proceedings.– vol. **62**, Singapore: Springer.– 2017.– ISBN 978-981-10-4165-5.– Pp. 53–60.  [↑312](#)
- [9] Arabahmadi M., Farahbakhsh R., Rezazadeh J. *Deep learning for smart healthcare — A survey on brain tumor detection from medical imaging* // *Sensors*.– 2022.– Vol. **22**.– No. 5.– id. 1960.– 27 pp.  [↑312](#)
- [10] Kamguia Feukwi H., Goncharova A. B. *Determining the axis of symmetry in 2D shapes using the angled line technique*, 5th International Conference “Stability and Control Processes” (SCP 2025) (St. Petersburg, Russia, October 6–10, 2025) // *Процессы управления и устойчивость*.– 2025.– Т. **12**, S2-1.– С. 227–228 (на англ.).  [↑312, 313](#)
- [11] Buda M. *Brain MRI Segmentation*.– 2025.  [↑313](#)
- [12] Ларин Е. С., Блеканов И. С., Ежов Ф. В., Коваленко Л. А., Пугин К. В., Ким Г. И. *Методы построения сечений аорты и вычисления их характеристик по снимкам компьютерной томографии* // *Вестн. С.-Петербург. ун-та. Сер. 10. Прикл. матем. Информ. Проц. упр.*– 2025.– Т. **21**.– № 2.– С. 255–276.  [↑313](#)
- [13] Kamguia Feukwi H. *AI-Explainable medical image comparison*, LVI International Scientific Conference “Control Processes and Stability” (CPS 2025) (St. Petersburg, Russia, April 7–11, 2025) // *Процессы управления и устойчивость*.– 2025.– Т. **12**.– № 28.– С. 211–217 (на англ.).  [↑313](#)
- [14] Chuang K. -S., Tzeng H. -L., Chen S., Wu J., Chen T. -J. *Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation* // *Computerized Medical Imaging and Graphics*.– 2006.– Vol. **30**.– No. 1.– Pp. 9–15.  [↑313](#)
- [15] Zou K. H., Warfield S. K., Bharatha A., Tempany C. M. C., Kaus M. R., Haker S. J., Wells III W. M., Jolesz F. A., Kikinis R. *Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index I: scientific reports* // *Academic Radiology*.– 2004.– Vol. **11**.– No. 2.– Pp. 178–189.  [↑314](#)
- [16] Gerken A., Walluscheck S., Kohlmann P., Galinovic I., Villringer K., Fiebach J. B., Klein J., Heldmann S. *Deep learning-based segmentation of brain parenchyma and ventricular system in CT scans in the presence of anomalies* // *Front. Neuroimaging*.– 2023.– Vol. **2**.– id. 1228255.– 10 pp.  [↑314](#)
- [17] Huisman S., Maspero M., Philippens M., Verhoeff J., David S. *Validation of SynthSeg segmentation performance on CT using paired MRI from radiotherapy patients* // *NeuroImage*.– 2024.– Vol. **303**.– id. 120922.– 11 pp.  [↑314](#)
- [18] Li Y., Fan M., Cheng H., Zhang P., Zheng B., Li L. *Assessment of global and local region-based bilateral mammographic feature asymmetry to predict short-term breast cancer risk* // *Physics in Medicine and Biology*.– 2018.– Vol. **63**.– No. 2.– id. 025004.  [↑315](#)
- [19] Tang W., Zhang M., Xu C., Shao Y., Tang J., Gong S., Dong H., Sheng M. *Diagnostic efficiency of multi-modal MRI based deep learning with Sobel operator in differentiating benign and malignant breast mass lesions—a retrospective study* // *PeerJ Comput. Sci.*– 2023.– Vol. **9**.– id. e1460.– 16 pp.   [↑315](#)

- [20] Fici C., Erogul O., Telatar Z., Kocak O. *Automatic brain tumor detection and volume estimation in multimodal MRI scans via a symmetry analysis* // *Symmetry*.– 2023.– Vol. **15**.– No. 8.– id. 1586.– 21 pp.  [↑316](#)
- [21] Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. *Image quality assessment: from error visibility to structural similarity* // *IEEE Transactions on Image Processing*.– 2004.– Vol. **13**.– No. 4.– Pp. 600–612.  [↑316](#)
- [22] Bahadure N. B., Ray A. K., Thethi H. P. *Image analysis for MRI based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM* // *Int. J. Biomed. Imaging*.– 2017.– Vol. **2017**.– id. 9749108.– 12 pp.   [↑316](#)
- [23] Dash S., Siddique M., Mishra S., Gelmecha D. J., Satapathy S., Rathee D. S., Singh R. S. *Brain tumor detection and classification using IFF-FLICM segmentation and optimized ELM model* // *Journal of Engineering*.– 2024.– Vol. **2024**.– No. 1.– id. 8419540.– 24 pp.  [↑316](#)
- [24] Rastogi D., Johri P., Donelli M., Kadry S., Khan A. A., Espa G., Feraco P., Kim J. *Deep learning-integrated MRI brain tumor analysis: feature extraction, segmentation, and Survival Prediction using Replicator and volumetric networks* // *Sci. Rep.*– 2025.– Vol. **15**.– No. 1.– id. 1437.  [↑316](#)
- [25] Dorogush A. -V., Ershov V., Gulin A. *CatBoost: gradient boosting with categorical features support*.– 2018.– 7 pp. arXiv: 1810.11363  [↑317, 320](#)

Поступила в редакцию	01.05.2026;
одобрена после рецензирования	15.05.2026;
принята к публикации	23.06.2026;
опубликована онлайн	27.06.2026.

Рекомендовал к публикации


к.т.н. Гулиев Ядулла Иман оглы

Информация об авторе:



Херве Камгуя Феукви

В настоящее время Камгуя Феукви Херве учится в аспирантуре Санкт-Петербургского государственного университета в России, где его исследования посвящены обработке медицинских данных и применению методов машинного обучения, искусственного интеллекта и объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) в медицине.

 0000-0002-1781-9042

e-mail: st093241@student.spbu.ru

Декларация об отсутствии личной заинтересованности: *благополучие автора не зависит от результатов исследования.*