

УДК 616-073.7+616-71
doi: 10.21685/2307-5538-2024-3-13

РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО АЛГОРИТМА ПОЛУЧЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ МРТ ГОЛОВНОГО МОЗГА

Е. В. Богданов

Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана, Москва, Россия
evgeniy.bogdanov95@gmail.com

Аннотация. *Актуальность и цели.* Исследование формирования алгоритмов получения МРТ-изображений отличается высокой актуальностью. Цель работы – анализ достижений в разработках программного алгоритма получения изображений МРТ головного мозга. *Материалы и методы.* Найдено 17 статей в специализированных базах Cyberleninka, eLibrary, PubMed, ScienceDirect. Используются методы анализа, синтеза и индукции. *Результаты.* Лучшим для подавления шума изображений МРТ головного мозга является фильтр Гаусса, усовершенствование работы которого достигнуто посредством эволюции нейронных сетей. Автоматическая сегментация достигла эффективности, сопоставимой с ручной, благодаря применению комбинированной системы с интегрированными модулями для устранения влияния шума и фона, для выявления особенностей изображения и информации о краях. Оператор Собеля позволяет более четко выявить яркие края изображения МРТ для их удаления. Для объемной визуализации изображений головного мозга вследствие ее трудоемкости предлагается применение послойного представления данных МРТ. Сегментация Watershed и алгоритм классификации K-ближайшего соседа позволили получить точность изображения МРТ лишь 89 %, вейвлет-преобразование было выполнено без расчета точности. Метод опорных векторов (SVM) с использованием алгоритма GLCM показал точность до 93 %, но для обучения использовано лишь 36 изображений. На базе 150 МРТ-изображений головного мозга выполнена их классификация, и с использованием программного пакета MATLAB 2018a (Matrix Laboratory) достигнута точность тестирования 96,7 %. *Выводы.* Создаются улучшенные алгоритмы удаления шума и ярких краев изображений МРТ головного мозга, их сегментации и создания таковых с объемной визуализацией, в том числе эффективные программные модули автоматической сегментации на основе сверточных нейронных сетей.

Ключевые слова: МРТ, изображения, алгоритм, удаление шума, сегментация, фильтр, граница

Для цитирования: Богданов Е. В. Разработка программного алгоритма получения изображений МРТ головного мозга // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. 2024. № 3. С. 111–118. doi: 10.21685/2307-5538-2024-3-13

DEVELOPMENT OF A SOFTWARE ALGORITHM FOR OBTAINING MRI IMAGES OF THE BRAIN

E.V. Bogdanov

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia
evgeniy.bogdanov95@gmail.com

Abstract. *Background.* Research into the formation of algorithms for obtaining MRI images is highly relevant. The purpose of the work is to analyze advances in the development of a software algorithm for obtaining MRI images of the brain. *Materials and methods.* Found 17 articles in specialized databases Cyberleninka, eLibrary, PubMed, ScienceDirect. Methods of analysis, synthesis and induction were used. *Results.* The best way to suppress noise in brain MRI images is the Gaussian Filter, the improvement of which has been achieved through the evolution of neural networks. Automatic segmentation achieved performance comparable to manual segmentation by using a combined system with integrated modules to eliminate the influence of noise and background, to identify image features and edge information. The Sobel operator allows the bright edges of an MRI image to be more clearly identified for removal. For volumetric visualization of brain images, due to its labor-intensive nature, the use of layer-by-layer representation of MRI data is proposed. Watershed segmentation and the K-nearest neighbor classification algorithm resulted in an MRI image accuracy of only 89 %; the wavelet transform was performed without calculating the accuracy. Support Vector Machine (SVM) using the GLCM algorithm showed an accuracy of up to 93 %, but only 36 images were used for training. Based on 150 MRI images of the brain, their classification was performed using the MATLAB 2018a software package (Matrix Laboratory) and a testing accuracy of 96,7 % was achieved. *Conclusions.* Improved algorithms for removing noise and bright edges from MRI brain

images, segmenting them, and creating them with volumetric visualization are being created, including effective software modules for automatic segmentation based on convolutional neural networks.

Keywords: MRI, images, algorithm, noise removal, segmentation, filter, edges

For citation: Bogdanov E.V. Development of a software algorithm for obtaining MRI images of the brain. *Izmerenie. Monitoring. Upravlenie. Kontrol' = Measuring. Monitoring. Management. Control.* 2024;(3):111–118. (In Russ.). doi: 10.21685/2307-5538-2024-3-13

Магнитно-резонансная томография (МРТ) является базовым методом диагностики головного мозга (ГМ) и относится к наиболее информативным способам визуализации внутренних структур, неинвазивен, не требует дополнительного контрастирования тканей, отличается отсутствием ионизирующего излучения [1]. Алгоритмы обработки изображений стали неотъемлемой частью программного обеспечения устройства МРТ, начиная с простых операций (контроль контрастности, определение границ и преобразования на сером уровне) и заканчивая сегментацией, классификацией и диагностикой изображений ГМ [2]. Сегментация снимков МРТ ГМ с помощью компьютерной предобработки является важным этапом в функции приложений, направленных на обеспечение планирования хирургических операций, оценки активности мозга или детектирования злокачественных опухолей [1]. Исследования формирования алгоритмов получения изображений МРТ отличаются высокой актуальностью.

Цель настоящей работы – анализ достижений в разработках программного алгоритма получения изображений МРТ головного мозга.

Материалы и методы

Выполнен поиск русско- и англоязычных литературных источников по теме статьи. После предварительного поиска статей в системах Яндекс и Google проведен более глубокий мониторинг статей в специализированных базах Cyberleninka, eLibrary, PubMed, ScienceDirect. Всего найдено 17 статей, информация в которых была проанализирована и обобщена с помощью методов анализа, синтеза и индукции.

Результаты

Алгоритмы выполнения МРТ зависят от задач диагностики. Рак ГМ считается одним из самых опасных и распространенных. Исследования сосредоточиваются на улучшении качества изображений ГМ при выполнении МРТ [2] посредством методов предобработки для улучшения визуализации, обеспечения их хранения, передачи и дальнейшего анализа [1].

МРТ искажается шумом, который зависит от особенностей изображения, и вычисляется как по реальным, так и по моделированным изображениям. Шум затрудняет количественное измерение [3]. Подавление шумов происходит посредством различных фильтров (табл. 1).

Таблица 1

Наиболее распространенные фильтры удаления шумов с изображения МРТ головного мозга [1]

Фильтр (классификация, другие названия)	Описание
1	2
Усредняющий фильтр (фильтр нижних частот)	Для устранения шумовой зернистости, наиболее прост в применении. Принцип работы: генерация средних значений по маске фильтра. Снижает четкость изображения (размытие)
Фильтр Гаусса (фильтр нижних частот)	Меньше размывает изображения. Большое значение σ (стандартное отклонение распределения Гаусса) приводит к наибольшему размытию контуров. Принцип работы: пиксель маски фильтра имеет наибольшее значение яркости, соответствующее пику распределения Гаусса
Медианный фильтр (нелинейный фильтр)	Более эффективен в удалении импульсных помех. Принцип работы: сортировка амплитуд пикселей по возрастанию/убыванию, выбор значения центрального пикселя. Сохраняет пределы и разрешение изображения. Не эффективен в случае «белого» шума с нормальным законом распределения

Окончание табл. 1

1	2
Фильтр Винера (линейный по типу адаптивных фильтров, на основе инверсной фильтрации, фильтр минимального среднеквадратичного отклонения)	Принцип работы: нахождение определенной оценки для неискаженного изображения, чтобы ее среднеквадратичное отклонение было минимальным. При его большом значении сглаживает пиксели, более избирателен, чем линейная фильтрация. Сохраняет границы объектов, края, высокочастотные части, но требует больше времени для обработки. Хорошо подавляет Гауссов шум, который является постоянным «белым»

Удаление шума необходимо для сегментации изображения. Фильтр Гаусса позиционируется как лучший для устранения шума, затем по эффективности следуют фильтры Винера и Медианный [1].

Наиболее часто используемой моделью шума является модель аддитивного шума, т.е. $I = I_0 + n$, где шум n является независимым и имеет гауссово распределение с нулевым средним значением и известным стандартным отклонением, I – истинный сигнал, а I_0 – наблюдаемый сигнал. Большинство методов подавления шумов были разработаны с использованием модели аддитивного шума. Эти методы подразделяются на две основные категории: методы пространственной фильтрации и методы фильтрации в области преобразования. Методы пространственной области напрямую работают с пикселями изображения. Пространственный фильтр изображения – это операция с изображением, при которой значение $I(u)$ каждого пикселя или вокселя преобразуется в зависимости от интенсивности пикселей или вокселей в окрестности (u).

Традиционные фильтры пространственных изображений включают гауссовский, медианный, винеровский, диффузионный и двусторонний. Фильтры Гаусса и медианный удаляют шум в небольшой постоянной области и размывают изображения. Анизотропный диффузионный фильтр сохраняет границы изображений, но стирает мелкие детали и создает эффект маски в однородных областях изображений с шумоподавлением. Эти методы подавления шумов значительно устраняют шум, но приводят к размытости изображений и добавляют к ним артефакты. Фильтр изображений в области преобразования переводит изображения из пространственной области в другую область, такую как частотная и вейвлет-области, а затем обрабатывает изображения в новой области. Метод вейвлет-порогового определения может значительно снизить уровень шума, но приводит к появлению характерных артефактов.

Сглаживание фильтра Гаусса является ключевым этапом в анализе морфометрии на основе вокселей (VBM). Фильтр Винера использует окрестности для оценки своих параметров. Анизотропный фильтр объединяет локальные линейные фильтры минимальной среднеквадратичной ошибки (MSE) для удаления шума на МРТ. Трехлинейный фильтр обеспечивает результаты с сохранением границ за счет объединения геометрических, фотометрических и локальных структурных сходств. Методы оценки шума в вейвлет-области также используются при подавлении шумов на МРТ. МРТ в вейвлет-области разлагается на поддиапазоны в различных масштабах. Коэффициенты обрабатываются с мягким или жестким пороговым значением для оценки компонентов сигнала. Был предложен алгоритм нелокальных средних (NLM), который обеспечивает хорошие результаты с сохранением границ. Каждый пиксель изображения с шумоподавлением с помощью алгоритма NLM может представлять средневзвешенное значение всех пикселей зашумленного изображения с использованием функции Гаусса в качестве функции сглаживания. Доказано, что фильтр NLM является эффективным методом подавления шумов, особенно аддитивных [3].

При устранении шумов на изображениях необходимо сохранение самых важных их характеристик и удаление второстепенных. Устранение шума стало важнейшим этапом предварительной обработки во многих приложениях, таких как дистанционное зондирование, спутниковая и биомедицинская обработка изображений [4]. Некоторые шумы могут повлиять на внешний вид и повредить атрибуты изображения, другие – быть непостоянными и происходить случайно. От последних очень трудно избавиться, и было предложено множество методов для уменьшения шумов на изображениях и повышения их качества [5].

Предложен подход к устранению шумов при МРТ ГМ на основе вейвлетов в комбинации с дальнейшим применением недавно используемой улучшенной адаптивной обобщенной

гауссовой распределенно-ориентированной пороговой функции (improved AGGD). Традиционная нейронная сеть с пороговым значением (TNN) и оптимизированное шумоподавление дают хорошие результаты, но не позволяют сохранить качество изображения. В системах TNN и устранения шумов на основе оптимизированных изображений требовалось использовать трудоемкие по времени алгоритмы обучения по методу наименьших квадратов (LMS) и оптимизации для нахождения оптимального порогового значения и параметров пороговых функций. Внедрен улучшенный подход по удалению шумов с помощью AGGD для повышения качественных и количественных характеристик конечного результата. Такое устранение шумов обеспечивает лучшие результаты с точки зрения пикового отношения сигнал/шум (PSNR), а также более быстрое время обработки, так как позволяет не применять алгоритмы LMS. Устранение шумов с использованием улучшенного порога AGGD эффективнее по сравнению с адаптивным и стандартным порогами, а также вейвлет-порогом [5].

Выявлено, что NLM эффективен против аддитивного (гауссовского) шума. Предложена схема для фильтра NLM с предварительным сглаживанием в сочетании с преобразованием изображения. Изображение МРТ сначала преобразуется так, что шум можно рассматривать как аддитивный, далее сглаживается с помощью традиционного метода шумоподавления. Затем применяется фильтр NLM и выполняется обратное преобразование результата с шумоподавлением. Смоделированные так и реальные данные (болезнь Альцгеймера и контроль) пациентов как способ проверки показали эффективность метода, которую оценивали путем выявления областей атрофии в гиппокампе и парагиппокампальной извилине. Было проведено сравнение различных методов предварительного сглаживания (гауссовский, медианный и анизотропный фильтры) и преобразования изображения (квадратура МРТ, прямые и обратные преобразования, стабилизирующие дисперсию – VST) для уменьшения шума. Сравнение результатов эксперимента показало, что использование фильтра предварительного сглаживания Гаусса и VST дало наилучшие результаты для определения пикового отношения сигнал/шум (PSNR) и обнаружения атрофии [3].

Автоматическая сегментация ранее была неэффективна по причине наличия шумов в исходных изображениях и необходимости удаления таких артефактов и некоторых деталей, мешающих проведению сегментации опухоли (черепная ткань, сосуды в головном мозге и т.п.) [1]. Посредством глубоких и сверточных нейронных сетей может быть достигнута эффективная сегментация изображений МРТ. Структура глубоких нейронных сетей для выполнения эффективной сегментации снимков включает слой свертки, обрабатывающие 2D- и 3D-фрагменты (патчи), и субдискретизирующие слои, выбирающие максимум (max-pooling) и уменьшающие размер карты признаков посредством слияния групп нейронов. При сравнении такого способа с ручной сегментацией не было выявлено особых отличий в конечном изображении ГМ. При этом достигнуто разбивание изображения на классы тканей. Качество классификации изображений ГМ при таком алгоритме оказывается выше, чем в случае использования только одной сети [6]. Сверточные нейронные сети показали эффективность в задаче выделения глиомы (наиболее распространенной злокачественной опухоли ГМ) [6, 7]. Разработана автоматическая система сегментации данных МРТ опухоли ГМ, которая называется AGSE-VNet, представляющая собой комбинированную модель с интегрированным модулем «Сжимать и возбуждать» (SE) и модулем «Фильтр направления внимания» (AG) для сегментации изображений 3D МРТ глиомы ГМ. В результате формируется сквозная сетевая структура и используется трехмерная свертка для обработки изображений МРТ. Изображение сжимается вместе с различными блоками кодирования, разрешение уменьшается вдвое, а количество каналов увеличивается. После свертки изображения выполняется модуль сжатия. Важность каждого функционального канала определяется автоматически в процессе обучения. В соответствии с выбранным уровнем продвигаются полезные функции текущей задачи и отменяются менее полезные. Каждый декодер получает характеристики соответствующего этапа понижающей дискретизации и распаковывает изображение, а при повышающей дискретизации интегрирован модуль AG. Блок внимания используется для устранения влияния шума и нерелевантного фона, а направляющая фильтрация изображения – для определения особенностей изображения и информации о границах. В модели используется идея пропуска соединения, чтобы избежать исчезновения градиента, и функция потерь Categorical Dice, которая эффективно решает проблему дисбаланса пикселей [7].

Известны алгоритмы обработки, направленные на удаление ярких границ изображений МРТ, характерных для снимков ГМ и влияющих на результат сегментации. Возможно наличие границ с такой же интенсивностью, что и область опухоли. Отметка таких границ и их удаление

происходит в зонах резкого изменения значения яркости. Для выявления краевых пикселей применяются: фильтр Лапласа, операторы Кэнни и Собеля. Последний обеспечивает более четкие границы и скорость обработки [1].

Отмечается, что объемная визуализация МРТ ГМ является трудоемкой, хотя данный алгоритм применяется в анатомии для получения воксельных (трехмерных) моделей. Предлагается применение послойного представления изображений МРТ. Формирование срезов позволяет получить исчерпывающую информацию о структурах ГМ. На основе последнего алгоритма создана система для интеллектуального анализа снимков. Исходный код создавался с помощью метода опорных векторов (SVN) [8].

Было проведено несколько важных исследований по разработке алгоритмов получения изображений ГМ. В 2019 г. выполнена [9] классификация опухолей ГМ с использованием изображений МРТ методом К-ближайшего соседа (англ. *k-nearest neighbors* или KNN-алгоритма машинного обучения). В данном исследовании были обнаружены опухоли ГМ и классифицирована опухоль на три типа с использованием сегментации Watershed (рус. «Водораздел» – преобразование на изображении в оттенках серого похожих друг на друга объектов) и алгоритма классификации К-ближайшего соседа, но достигнутая точность была недостаточной и составила 89 %.

Исследование в 2020 г. «Обнаружение и классификация опухоли ГМ с использованием графического интерфейса на основе опорных векторов» [10], базировалось на использовании вейвлет-преобразования для извлечения признаков и технологии анализа основных компонентов (РСА) – метода машинного обучения, направленного на выявление исходных предикторов, объясняющих большинство вариаций в наборе данных. Однако точность в исследовании не была рассчитана для определения его успешности. Разработанный графический интерфейс (GUI) отображал значения извлеченных функций, малозначимых для пользователя. Позже опубликовано исследование «Семантическая сегментация изображений МРТ опухолей головного мозга и классификация SVM с использованием признаков GLCM» [11]. SVM (метод опорных векторов) заключается в классификации данных посредством гиперплоскости (линия, прямая, многомерные плоскости), а GLCM – метод исследования текстуры с учетом пространственного соотношения пикселей по матрице совпадения уровней серого. Был использован метод сегментации водоразделов и выделены признаки матрицы совпадения уровней серого (GLCM), а затем сравнивались результаты классификации с использованием шести классификаторов машины опорных векторов (SVM). Точность классификации составила 93 %, но для обучения использовалось очень мало (36) изображений.

В 2023 г. был применен более эффективный метод на основе чрезвычайно большого количества медицинских изображений, которые в стандартном режиме отнимают много времени для постановки диагноза и вызывают неспособность врача-клинициста иногда определить все подозрительные области на изображении. Разработан инновационный гибридный алгоритм на базе данных из 150 МРТ-изображений ГМ в поперечном сечении. Классификация изображений выполнялось посредством сортировки с опухолью или без нее и отображения новообразования. Первый этап состоял из нескольких: предварительной обработки и улучшения, сегментации, выделения признаков и сортировки на основе результатов трех объединенных классификаторов. Точность метода достигла 96,6 %. На втором этапе выполнена разработка и программирование графического пользовательского интерфейса и автономного приложения с использованием MATLAB 2018a (Matrix Laboratory) – программного пакета для решения задач технических вычислений. Достигнута возможность диагностировать большое количество изображений за короткий срок, снижая нагрузку на врача, с постановкой более точных диагнозов и различением областей, которые могут быть не видны невооруженным глазом. Финальная точность тестирования достигла 96,7 % [2].

Обсуждение

Обычные методы обработки изображений МРТ ГМ [12] с помощью компьютерного зрения включают: обнаружение границ, сегментацию и выделение признаков, а также обработку изображений для извлечения полезной информации. Наблюдается растущая тенденция к использованию искусственного интеллекта (ИИ) в медицинской визуализации [13], в том числе для анализа МРТ-снимков и выявления закономерностей, связанных с конкретными заболеваниями/состояниями [14]. Алгоритмы ИИ также могут использоваться для реконструкции

изображений, шумоподавления и управления 4D [15]. Наряду с усовершенствованием возможностей обработки и диагностики изображений МРТ головного мозга с помощью программных алгоритмов происходит разработка систем оценки качества изображений МРТ (бенчмаркинг), включая фантомы и тесты. Например, используются модуль оценки качества изображения Американского колледжа радиологии (ACR). Данные тесты и показатели стандартизированы и соответствуют рекомендациям ACR и Американской ассоциации физиков в медицине (AAPM) [16]. Рассматриваются также возможности перехода от ручной трудоемкой к автоматической проверке посредством ИИ и методов машинного и глубокого обучения, в частности, для оценки геометрических искажений. Способом использования ИИ в МРТ является также автоматизация проверки изображений посредством теста низкой контрастности, который считается одним из самых сложных тестов, так как включает 30 областей с различным уровнем видимости. Результаты подчеркивают потенциал методов глубокого обучения для революционизирования анализа медицинских изображений и способствуют прогрессу в уходе за пациентами и диагностике [17].

Заключение

Благодаря обширной области обработки изображений МРТ создаются широкие возможности для развития и усовершенствования визуальной диагностики. Поэтому будет происходить дальнейшая эволюция в сфере применения ИИ с внедрением более совершенных методов сегментации, извлечения большего количества признаков или даже обучения большому количеству классификаторов. Алгоритм также может быть разработан для диагностики типа опухоли в соответствии с доступными наборами данных. Среди наиболее эффективных фильтров для сегментации МРТ изображений головного мозга выделяют фильтр Гаусса, фильтр Винера и Медианный фильтр. На базе фильтра Гаусса создаются улучшенные алгоритмы сегментации изображения МРТ. Созданы эффективные программные модули автоматической сегментации снимков МРТ головного мозга на основе сверточных нейронных сетей.

Список литературы

1. Михелев В. М., Коняева Е. С. Компьютерная система предварительной обработки МРТ снимков головного мозга // Научный результат. Информационные технологии. 2020. № 1. С. 40–53.
2. Saad G., Suliman, A., Bitar L., Bshara S. Developing a hybrid algorithm to detect brain tumors from MRI images // Radiol. Nucl. Med. 2023. Vol. 54. P. 14. doi: 10.1186/s43055-023-00962-w
3. Yang J., Fan J., Ai D. [et al.]. Brain MR image denoising for Rician noise using pre-smooth non-local means filter // BioMed. Eng. OnLine. 2015. Vol. 14. P. 2. doi: 10.1186/1475-925X-14-2
4. Golilarz N.A., Gao H., Demirel H. Satellite image de-noising with Harris Hawks meta heuristic optimization algorithm and improved adaptive generalized gaussian distribution threshold function // IEEE Access. 2019. Vol. 7. P. 57459–57468.
5. Amiri Golilarz N., Gao H., Kumar R. [et al.]. Adaptive Wavelet Based MRI Brain Image De-noising // Front Neurosci. 2020. Vol. 14. P. 728. doi: 10.3389/fnins.2020.00728
6. Шустова М. В., Анохина О. А. Методы нейросетевой обработки биомедицинских данных МРТ // Актуальные проблемы медицины в России и за рубежом : сб. науч. тр. по итогам Междунар. науч.-практ. конф. Новосибирск, 2018. С. 37–46.
7. Guan X., Yang G., Ye J. [et al.]. 3D AGSE-VNet: an automatic brain tumor MRI data segmentation framework // BMC Med. Imaging. 2022. Vol. 22. P. 6. doi: 10.1186/s12880-021-00728-8
8. Гаджиева Н. А., Гаджиев А. М. Исследование и распознавание изображений магнитно-резонансной томографии головного мозга человека // Неделя науки – 2021 : сб. материалов 42 итоговой науч.-техн. конф. преподавателей, сотрудников, аспирантов и студентов ДГТУ. Махачкала : ФОРМАТ, 2021. С. 102–104.
9. Ramdlon R., Kusumaningtyas E., Karlita T. Brain tumor classification using MRI images with K-Nearest neighbor method // International electronics symposium (IES). Indonesia, 2019. P. 661–667. doi:10.1109/electsym.2019.8901
10. Khan I. U., Akhtar S., Khan Sh. Detection and classification of brain tumor using support vector machine based GUI // 7th international conference on signal processing and integrated networks. Spain, 2020. P. 740–744. doi:10.1109/SPIN48934.2020.9071146
11. Hussain A., Khunteta A. Semantic segmentation of Brain tumor from MRI images and SVM classification using GLCM features // Second international conference on inventive research in computing applications (ICIRCA). India, 2020. P. 38–43. doi: 10.1109/icirca48905.2020.9
12. Alaya I. B., Mars M. Automatic analysis of ACR phantom images in MRI // Curr. Med. Imag. (Formerly Curr. Med. Imag. Rev.). 2020. Vol. 16, № 7. P. 892–901.

13. Mishra D., Chaudhury S., Sarkar M., Soin A.S. Ultrasound image segmentation: a deeply supervised network with attention to boundaries // *IEEE Trans Biomed Eng.* 2019. Vol. 66, № 6. P. 1637–1648.
14. Fu C. H. Y., Erus G., Fan Y. [et al.]. AI-based dimensional neuroimaging system for characterizing heterogeneity in brain structure and function in major depressive disorder: COORDINATE-MDD consortium design and rationale // *BMC Psychiatry.* 2023. Vol. 23, № 1. P. 59. doi: 10.1186/s12888-022-04509-7
15. Chatterjee S., Breitkopf M., Sarasaen C. [et al.]. ReconResNet: regularised residual learning for MR image reconstruction of Undersampled cartesian and radial data // *Comput. Biol. Med.* 2022. Vol. 143. P. 1–3.
16. American College of Radiology. Phantom Test Guidance for the ACR MRI Accreditation Program. 2018. URL: <https://www.acraccreditation.org/-/media/ACRAccreditation/Documents/MRI/LargePhantom-Guidance.pdf?la=en>
17. Torfeh T., Aouadi S., Yoganathan S. [et al.]. Deep Learning Approaches for Automatic Quality Assurance of Magnetic Resonance Images Using ACR Phantom // *BMC Med. Imaging.* 2023. Vol. 23. P. 197. doi: 10.1186/s12880-023-01157-5

References

1. Mikhelev V.M., Konyaeva E.S. Computer system for preprocessing MRI images of the brain. *Nauchnyy rezul'tat. Informatsionnye tekhnologii = Scientific result. Information technology.* 2020;(1):40–53. (In Russ.)
2. Saad G., Suliman, A., Bitar L., Bshara S. Developing a hybrid algorithm to detect brain tumors from MRI images. *Radiol. Nucl. Med.* 2023;54:14. doi: 10.1186/s43055-023-00962-w
3. Yang J., Fan J., Ai D. et al. Brain MR image denoising for Rician noise using pre-smooth non-local means filter. *BioMed. Eng. OnLine.* 2015;14:2. doi: 10.1186/1475-925X-14-2
4. Golilarz N.A., Gao H., Demirel H. Satellite image de-noising with Harris Hawks meta heuristic optimization algorithm and improved adaptive generalized gaussian distribution threshold function. *IEEE Access.* 2019;7:57459–57468.
5. Amiri Golilarz N., Gao H., Kumar R. et al. Adaptive Wavelet Based MRI Brain Image De-noising. *Front Neurosci.* 2020;14:728. doi: 10.3389/fnins.2020.00728
6. Shustova M.V., Anokhina O.A. Methods of neural network processing of biomedical MRI data. *Aktual'nye problemy meditsiny v Rossii i za rubezhom: sb. nauch. tr. po itogam Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. = Actual problems of medicine in Russia and abroad : collection of scientific papers based on the results of the International scientific and practical conference.* Novosibirsk, 2018:37–46. (In Russ.)
7. Guan X., Yang G., Ye J. et al. 3D AGSE-VNet: an automatic brain tumor MRI data segmentation framework. *BMC Med. Imaging.* 2022;22:6. doi: 10.1186/s12880-021-00728-8
8. Gadzhieva N.A., Gadzhiev A.M. Investigation and image recognition of magnetic resonance imaging of the human brain. *Nedelya nauki – 2021: sb. materialov 42 itogovoy nauch.-tehn. konf. prepodavateley, sotrudnikov, aspirantov i studentov DGTU = Science Week – 2021 : collection of materials 42 of the final scientific and technical conference conf. of teachers, staff, graduate students and students of DSTU.* Makhachkala: FORMAT, 2021:102–104. (In Russ.)
9. Ramdlon R., Kusumaningty E., Karlita T. Brain tumor classification using MRI images with K-Nearest neighbor method. *International electronics symposium (IES).* Indonesia, 2019:661–667. doi:10.1109/elecsym.2019.8901
10. Khan I.U., Akhtar S., Khan Sh. Detection and classification of brain tumor using support vector machine based GUI. *7th international conference on signal processing and integrated networks.* Spain, 2020: 740–744. doi:10.1109/SPIN48934.2020.9071146
11. Hussain A., Khunteta A. Semantic segmentation of Brain tumor from MRI images and SVM classification using GLCM features. *Second international conference on inventive research in computing applications (ICIRCA).* India, 2020:38–43. doi: 10.1109/icirca48905.2020.9
12. Alaya I.B., Mars M. Automatic analysis of ACR phantom images in MRI. *Curr. Med. Imag. (Formerly Curr. Med. Imag. Rev.).* 2020;16(7):892–901.
13. Mishra D., Chaudhury S., Sarkar M., Soin A.S. Ultrasound image segmentation: a deeply supervised network with attention to boundaries. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2019;66(6):1637–1648.
14. Fu C.H.Y., Erus G., Fan Y. et al. AI-based dimensional neuroimaging system for characterizing heterogeneity in brain structure and function in major depressive disorder: COORDINATE-MDD consortium design and rationale. *BMC Psychiatry.* 2023;23(1):59. doi: 10.1186/s12888-022-04509-7
15. Chatterjee S., Breitkopf M., Sarasaen C. et al. ReconResNet: regularised residual learning for MR image reconstruction of Undersampled cartesian and radial data. *Comput. Biol. Med.* 2022;143:1–3.
16. American College of Radiology. Phantom Test Guidance for the ACR MRI Accreditation Program. 2018. Available at: <https://www.acraccreditation.org/-/media/ACRAccreditation/Documents/MRI/Large-PhantomGuidance.pdf?la=en>
17. Torfeh T., Aouadi S., Yoganathan S. et al. Deep Learning Approaches for Automatic Quality Assurance of Magnetic Resonance Images Using ACR Phantom. *BMC Med. Imaging.* 2023;23:197. doi: 10.1186/s12880-023-01157-5

*Информация об авторах / Information about the authors***Евгений Владимирович Богданов**

аспирант,

Московский государственный технический

университет имени Н. Э. Баумана

(Россия, г. Москва, 2-я Бауманская ул., 5, стр. 1)

E-mail: evgeniy.bogdanov95@gmail.com

Evgeniy V. Bogdanov

Postgraduate student,

Bauman Moscow State Technical University

(building 1, 5 2nd Baumanskaya street,

Moscow, Russia)

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов /**The author declares no conflicts of interests.****Поступила в редакцию / Received 17.06.2024****Поступила после рецензирования / Revised 08.07.2024****Принята к публикации / Accepted 01.08.2024**