

ЦЫГАНКОВ В.А.,

ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет», г. Волгоград, Россия,
e-mail: Vladimir.Tsygankov27@yandex.ru

КУДРИН Р.А.,

д.м.н., доцент, ФГБОУ ВО ВолгГМУ Минздрава России, г. Волгоград, Россия,
e-mail: rodion.kudrin76@yandex.ru

КАТАЕВ А.В.,

к.т.н., доцент, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет»,
г. Волгоград, Россия, e-mail: alexander.kataev@gmail.com

ШАБАЛИНА О.А.,

к.т.н., доцент, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет»,
г. Волгоград, Россия, e-mail: O.A.Shabalina@gmail.com

САДОВНИКОВА Н.П.,

д.т.н., профессор, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет»,
г. Волгоград, Россия, e-mail: n_sadovnikova@vstu.ru

СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ К СЕГМЕНТАЦИИ И АНАЛИЗУ СТРУКТУР ГОЛОВНОГО МОЗГА: ПРОБЛЕМЫ И РЕШЕНИЯ

DOI: 10.25881/18110193_2025_1_42

Аннотация. В настоящее время искусственный интеллект является одной из наиболее быстро развивающихся областей человеческого знания. Данная тематика имеет большое значение для науки и практики, в целом, и для медицины, в частности. Применение технологий искусственного интеллекта к сегментации зон головного мозга и выявлению аномальных участков особенно востребовано и перспективно в области нейрофизиологии, нейрохирургии, психиатрии, клинической психологии и других медицинских дисциплин. В данной работе проведено исследование существующих методов автоматизированной сегментации и анализа данных о структуре и функциональном состоянии головного мозга, а также метрик, применяемых для оценки эффективности данного подхода.

Цель: выявление нерешённых проблем и поиск тенденций в разработке методов сегментации и выявления аномальных участков головного мозга, а также определение наиболее эффективных методов и способов их улучшения.

Материалы и методы. Работа выполнена с использованием методологии Systematic Mapping Study (SMS). Данное исследование ограничивается предметной областью, связанной с сегментацией зон головного мозга и определением в нём аномальных участков.

Результаты. Основные результаты исследования представлены в виде классификационных таблиц и ментальной карты. Показано, что целью рассмотренных исследований является повышение точности при сегментировании зон головного мозга и нахождении аномальных участков. Такая метрика, как время обработки данных, применяется для оценки эффективности метода при малом количестве исследований, а в большинстве случаев вообще не рассматривается. При этом скорость обработки изображений в зависимости от применяемого метода измеряется минутами, что существенно ограничивает возможность использования данного подхода в экстренных ситуациях, в том числе при угрозе жизни человека.

Заключение. Для анализа данных о структуре и функциональном состоянии головного мозга в режиме реального времени требуется модификация уже разработанных методов энцефальной сегментации, а также разработка новых, более эффективных подходов. При этом скорость обработки данных должна быть соизмерима со временем вынесения срочного заключения о состоянии головного мозга человека.

Ключевые слова: нейронные сети, искусственный интеллект, машинное обучение, сегментация головного мозга, нейросети для диагностики мозговой дисфункции, искусственный интеллект в медицине.

Для цитирования: Цыганков В.А., Кудрин Р.А., Катаев А.В., Шабалина О.А., Садовникова Н.П. Современные подходы к сегментации и анализу структур головного мозга: проблемы и решения. *Врач и информационные технологии.* 2025; 1: 42-57. doi: 10.25881/18110193_2025_1_42.

TSYGANKOV V.A.,

Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia, e-mail: Vladimir.Tsygankov27@yandex.ru

KUDRIN R.A.,

DSc, Associate Professor, Volgograd State Medical University, Volgograd, Russia,
e-mail: rodion.kudrin76@yandex.ru

KATAEV A.V.,

PhD, Associate Professor, Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia,
e-mail: alexander.kataev@gmail.com

SHABALINA O.A.,

PhD, Associate Professor, Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia,
e-mail: O.A.Shabalina@gmail.com

SADOVNIKOVA N.P.,

DSc, Professor, Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia,
e-mail: n_sadovnikova@vstu.ru

MODERN APPROACHES TO SEGMENTATION AND ANALYSIS OF BRAIN STRUCTURES: PROBLEMS AND SOLUTIONS

DOI: 10.25881/18110193_2025_1_42

Abstract. Currently, artificial intelligence is one of the most rapidly developing areas of human knowledge. This topic is of great importance for science and practice, in general, and for medicine, in particular. Application of artificial intelligence technologies to the segmentation of brain areas and detection of abnormal areas is especially demanded and promising in the field of neurophysiology, neurosurgery, psychiatry, clinical psychology and other medical disciplines. This paper investigates existing methods for automated segmentation and analysis of data on the structure and functional state of the brain, as well as metrics used to evaluate the effectiveness of this approach.

Materials and methods. The work was performed using Systematic Mapping Study (SMS) methodology.

This study is limited to the subject area related to segmentation of brain areas and identification of abnormal areas in the brain.

Results. The main results of the study are presented in the form of classification tables and a mental map. It is shown that the purpose of the reviewed research is to improve accuracy in segmenting brain areas and finding abnormal areas. Such a metric as data processing time is used to evaluate the efficiency of the method for a small number of studies, and in most cases it is not considered at all. At the same time, the speed of image processing, depending on the method used, is measured in minutes, which significantly limits the possibility of using this approach in emergency situations, including life-threatening situations.

Conclusion. To analyze data on the structure and functional state of the brain in real time, modification of already developed methods of encephalic segmentation is required, as well as development of new, more efficient approaches. At the same time, the speed of data processing should be commensurate with the time of making an urgent conclusion about the state of the human brain.

Keywords: Neural networks, Artificial intelligence, Machine learning, Brain segmentation, Neural networks for diagnosing brain dysfunction, Artificial intelligence in medicine.

For citation: Tsygankov V.A., Kudrin R.A., Kataev A.V., Shabalina O.A., Sadovnikova N.P. Modern approaches to segmentation and analysis of brain structures: problems and solutions. Medical doctor and information technology. 2025; 1: 42-57. doi: 10.25881/18110193_2025_1_42.

ВВЕДЕНИЕ

Являясь высшим отделом центральной нервной системы человека, головной мозг (ГМ) контролирует функционирование всех остальных органов. Именно он позволяет людям мыслить, чувствовать, проявлять эмоции, хранить и воспроизводить информацию, принимать решения. В случае повреждения ГМ возможны потеря памяти, расстройства личности, эмоциональные и поведенческие отклонения, нарушения целого организма и отдельных его органов, а в тяжёлых случаях – смерть пациента [1, 2]. Именно поэтому состояние ГМ является ключевым параметром нормальной жизнедеятельности человека. Для медицины в условиях предболезни и болезни представляется весьма актуальной разработка современного подхода к внешнему контролю работы мозга, слежения за его структурными и функциональными изменениями. Это позволит своевременно выявлять и лечить различные варианты энцефалопатии, связанные с сотрясениями ГМ, черепно-мозговыми травмами, сосудистыми, обменными и иными нарушениями [3], а также аномалиями развития, такими как глиома, менингиома, глиоз [4]. При этом ранняя диагностика позволит проводить эффективное лечение с высокой вероятностью полного выздоровления [5].

При современном уровне развития медицины структура и функция ГМ изучаются с помощью таких методов как: магнитно-резонансная томография (МРТ), функциональная (фМРТ) и диффузионная МРТ, магнитоэнцефалография (МЭГ), электроэнцефалография (ЭЭГ), позитронно-эмиссионная томография (ПЭТ), спектроскопия в ближней инфракрасной области (NIRS),

прямая электрическая стимуляция (ПЭС), навигационная транскраниальная магнитная стимуляция (НТМС) и др. [6–13] (Рисунок 1).

Обработкой и анализом результатов, полученных с помощью этих и других методов диагностики, занимается врач, который ставит диагноз и назначает пациенту лечение. Однако вследствие человеческого фактора на данном этапе могут быть допущены ошибки: объективные (почти или полностью независимые от врача) и субъективные (причиной которых является сам врач) [14].

По статистике из всех врачебных ошибок объективные составляют не более 38%, а остальные являются субъективными [15]. Именно поэтому является актуальным использование систем на основе искусственного интеллекта (ИИ) для сведения к минимуму количества субъективных ошибок в медицине. Представляется целесообразным применение машинного обучения на основе искусственных нейронных сетей для существенного повышения точности диагностики нейропатологии при визуализации структур ГМ.

ИИ может работать автономно, не подвержен субъективизму и человеческому фактору. Это позволяет полностью исключить субъективные и уменьшить количество объективных ошибок при обработке результатов, что значительно повысит точность постановки диагноза и уменьшит нагрузку на врача [24]. В настоящее время точность ИИ при диагностике в медицине может достигать 73%, что превосходит результаты 17 из 18 врачей, а различные наборы данных для обучения позволяют «настроить» машинный интеллект в соответствии с особыми требованиями и условиями [16, 17]. Исходя из этого, в



Рисунок 1 — Ментальная схема области знаний «Методы картирования головного мозга».

настоящее время наблюдается бурное развитие и внедрение систем на основе ИИ в сферу здравоохранения. Однако для увеличения количества верных диагнозов необходимы более совершенные методы сегментации и обнаружения аномальных участков ГМ.

В ряде научных публикаций описаны результаты анализа накопленного опыта в сфере разработки компьютерных методов сегментации ГМ на основе ИИ. Так, в работе [18] проводилось сравнение трёх систем автоматического анализа для выявления ишемического инсульта по КТ-изображениям. В [19] описаны различные группы методов и алгоритмов сегментации опухолей ГМ. Однако сравнительный анализ описанных методов не был представлен. В [20] описаны основные этапы сегментации МРТ-изображений и рассмотрены некоторые методы в рамках данного подхода. В одном из последних исследований [21] приведены результаты анализа влияний на выходные результаты особенностей различных методов диагностики, а также делаются выводы об их эффективности. Однако в данной публикации используется небольшой объём входных данных, что не позволяет в полной мере считать полученные результаты объективными.

В настоящей работе проведена оценка методов сегментации МРТ-изображений и им подобных с учётом наборов данных, методологии, используемых инструментов, а также достоинств и ограничений. Приводится описание основных этапов работы в рамках использования метода сегментации структур ГМ.

Целью данной работы является выявление нерешённых проблем и поиск тенденций в разработке методов сегментации и выявления аномальных участков ГМ, а также определение наиболее эффективных методов и способов их улучшения.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Данное исследование посвящено обзору текущего состояния исследований по разработке и практическому применению методов сегментации ГМ за период с 2002 по 2024 год и тенденциям дальнейшего развития в данной области. Работа выполнена с использованием методологии Systematic Mapping Study (SMS) [22] по специализированному руководству для выполнения систематических обзоров литературы

по программной инженерии [23]. Данное исследование ограничивается предметной областью, связанной с сегментацией зон ГМ и определением в нём аномальных участков.

В процессе работы были поставлены два исследовательских вопроса.

1. Какие методы ИИ, метрики и обучающие наборы данных применяются для автоматической сегментации ГМ в медицине в настоящее время?
2. Какие результаты были достигнуты за последние несколько лет и каковы тенденции их развития?

В соответствии с методологией SMS исследование проводилось в два этапа.

Этап 1. Определение источников литературы, стратегии поиска, рамок формирования стратегии поиска и критериев отбора.

Этап 2. Анализ, кластеризация и построение карт: в рамках данного этапа проведены кластеризация публикаций и проектирование таблиц с результатами исследования, построение ментальной карты области знаний «Сегментация зон головного мозга».

На первом этапе проведён поиск публикаций в библиографических базах данных eLibrary, ResearchGate, Pubmed, Google Scholar, Springer и CyberLeninka, а также осуществлён анализ информации из открытых интернет-источников с применением поисковой системы Яндекс. Поиск выполнялся по следующим ключевым словам: методы сегментации, машинное обучение, головной мозг, сегментация опухолей, новообразования, головной мозг, МРТ головного мозга. Изначально были найдены 72 статьи (4 статьи из eLibrary, 8 – CyberLeninka, 16 – из поисковой системы Яндекс по запросу «Обнаружение опухолей головного мозга компьютерным зрением», 12 – ResearchGate, 6 – Pubmed, 7 – Google Scholar и 19 – Springer по запросу «Detecting brain tumors using computer vision»).

Сформулированы критерии отбора релевантных публикаций из найденных в первичном исследовании:

- в статье должны быть описаны все этапы обработки данных;
- на основании выходных данных должны быть сегментированы основные отделы ГМ и аномальные образования (при их наличии);

- метод, описанный в статье, должен уметь работать с МРТ-изображениями разного размера и качества;
- методы должны быть протестированы, и в результате их использования должны быть получены конкретные результаты. В работу не включались статьи, в которых:
- отсутствовало описание алгоритма работы или основных компонентов предложенного метода;
- погрешность при обработке изображений превышала 30%;
- назначение метода не соответствовало теме исследования.

В соответствии с заданными критериями была отобрана и сгруппирована по методам сегментации 31 статья (1 из CyberLeninka, 8 из ResearchGate, 2 из Pubmed, 11 из Springer и 9 из поисковой системы Яндекс).

По результатам анализа отобранных статей построены таблицы методов машинного обучения с показателями точности, специфичности и чувствительности, а также дополнительных метрик эффективности методов, составлена ментальная карта.

РЕЗУЛЬТАТЫ

1. Использование ИИ и искусственных нейронных сетей для диагностики и сегментации зон и аномалий ГМ

ИИ и нейронные сети могут применяться для решения различных медицинских задач:

- а) повышение качества получаемых изображений, устранение шумов и артефактов, улучшение контраста для более точного интерпретирования результатов;
- б) распознавание различных заболеваний и патологий;
- в) анализ данных о состоянии здоровья и истории болезни пациента;
- г) помощь в планировании сложных операций (определение оптимальных путей доступа, предсказание рисков и помощь в принятии обоснованных решений) [24, 25].

В связи с этим развивается направление, связанное с компьютерной диагностикой, в нейрофизиологии по всему миру. В таблице 1 приведены данные о компаниях, занимающихся обнаружением и сегментированием зон ГМ.

Таблица 1 — Компании, занимающиеся развитием диагностических методов, основанных на ИИ, в области нейрофизиологии [26]

Компания	Направления исследований, методы, технологии, программное обеспечение
МОСМЕД	Разработка методов поддержки врачебных решений на основе ИИ; технологии в области компьютерного зрения, лучевых исследований и распознавания речи для управления рабочими станциями; наборы данных для обучения и проверки систем; готовые ИИ-решения; технические и клинические испытания.
Subtle Medical	Программное обеспечение для ускорения и улучшения обработки медицинских изображений на основе ИИ.
Care Mentor AI	Система ИИ для интерпретации результатов лучевых исследований (рентгенологических, КТ, МРТ и маммографии).
RADLogics	Программная платформа анализа медицинских изображений.
Sciberia	Комплекс программных модулей для анализа медицинских изображений с помощью ИИ.
NTechMed CT Brain	Программное обеспечение для диагностики пациентов с острым нарушением мозгового кровообращения.
Google	Алгоритмы машинного обучения для сегментации и анализа данных МРТ.
IBM	Компьютерные продукты, основанные на ИИ, для обнаружения и классификации опухолей мозга с использованием данных МРТ и КТ.
NVIDIA	Специализированные решения для обработки изображений (NVIDIA DGX).
Siemens Healthineers	Разработка решений для автоматизации анализа медицинских изображений.
Aidoc	Программное обеспечение на основе ИИ для обработки медицинских изображений.
Zebra Medical Vision	Устройства и программное обеспечение для автоматической интерпретации и анализа медицинских изображений.
Subtle Medical	Программное обеспечение для ускорения и улучшения обработки медицинских изображений на основе ИИ.

2. Методы сегментирования зон ГМ и его аномальных участков

Одним из первых методов сегментирования отделов ГМ при помощи вычислительной техники в автоматическом режиме был метод на основе автоматического присвоения нейрoанатомической метки каждому вокселю, опубликованный в 2002 году [27]. Данный подход является достаточно требовательным к машинной памяти и не может быть использован для обработки изображений в реальном времени. Вместе с тем, к настоящему времени появилось большое количество альтернативных методов сегментации.

2.1. Машины опорных векторов (Support Vector Machines / SVM)

В работах [29, 31, 35, 36, 39, 40] для сегментации используется SVM-классификатор совместно с функцией извлечения текстурных элементов на основе матрицы совпадения уровней серого (Gray Level Co-Occurrence Matrix / GLCM). Однако в работе [28] дополнительно задействован расширенный фильтр Калмана (Extended Kalman Filter / EKF-SVM), а в [25] дискретное вейвлет-преобразование (Discrete Wavelet Transform / DWT).

Метод [32] действует на основе дискретного вейвлет-преобразования и SVM-классификатора.

В работе [33] используется SVM классификатор совместно с кластеризацией по K-средним (K-Means Clustering / KMC), в [37] для извлечения признаков добавляется алгоритм «Oppositional Fruit Fly Algorithm» (OFFA).

В методе [35] одновременно используются SVM, OFFA и вейвлет-преобразование Габора (Gabor Wavelet / IGWT).

Метод [48] позволяет переключаться между алгоритмами отбора признаков, основанными на метаэвристике и энтропийном эксцессе.

В [50] совместно с SVM реализован «Deep Fusion» с целью объединения нескольких моделей.

2.2. Свёрточная нейронная сеть (Convolutional Neural Network / CNN)

В работе [42] используется классическая CNN. С целью сокращения времени выполнения обычной сети в [45] была использована региональная свёрточная сеть (Regression Convolutional Neural Network / RCNN), а [49] – 2D-свёрточная.

В [47] применена улучшенная глубокая свёрточная нейронная сеть (Deep Convolutional Neural Network / DCNN) с использованием алгоритмов оптимизации Харриса Хоукса (Harris Hawkes Optimization / ННО) и серого градиента.

Метод [52] состоит из классической CNN совместно с гомоморфным вейвлет-фильтром (Homomorphic Wavelet Filter / HWF) и генетического алгоритма сортировки без доминирования (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm / NSGA).

2.3. Нечёткая кластеризация C-средних (Fuzzy c-means / FCM)

В [31] используется FCM с двухуровневыми процессами морфологической реконструкции с последующим установлением порога. В [57] – совместно с методом улучшения контрастности (Balance Contrast Enhancement Technique / BCET). В [29] используется её модифицированная версия OPFCM совместно с адаптивным классификатором k-means.

2.4. Глубокие нейронные сети и их разновидности

Статья [51] описывает процесс классификации при помощи глубокой нейронной сети ODNN (Optimized Deep Neural Network), алгоритма оптимизации Spider Monkey и матрицы совместного возникновения серого уровня (Gray Level Co-occurrence Matrix / GLCM). В [41] используется свёрточная нейронная сеть DCNN, а в [44] – рекуррентная.

2.5. Альтернативные методы

Помимо общепринятых методов при сегментации используются и альтернативные: в работе [56] алгоритм модифицируется для слияния разметок нескольких атласов с целью получения разметки входного изображения; в [54] проводится постпроцессинговая обработка изображений с вычислением внутрочерепного пространства методикой ABC; в [43] для дифференциации областей опухоли используется трёхмерная остаточная сеть Atrous; в [53] при поиске используется комбинация томограмм разной взвешенности с одинаковыми изоцентрами координат; в [27] сегментация проводится на основе анализа главных компонентов; в работе [46] для классификации используется Z-Net Framework; статья [55] описывает модель с использованием нечёткого

деформируемого слияния и алгоритма Dolphin-SCA, обработанного при помощи нелокальных средств NLM (Non-local Means).

3. Обучающие наборы данных и сравнительные метрики

Для обучения моделей используются подготовленные наборы, представляющие собой выборки из исходных данных (Таблица 2).

4. Классификация методов сегментирования зон ГМ и аномальных образований

Был проведён анализ методов для решения задач анализа и сегментации отделов ГМ. Для оценки

информативности диагностических методов в качестве операционных характеристик исследования в большинстве случаев используют такие критерии как чувствительность, специфичность, точность [64]. В некоторых работах используются добавочные метрики в дополнение или вместо классических операционных характеристик исследования для определения эффективности разработанного метода: F-значение, относительная потеря, адекватность отзыва, время обработки, отношение сигнала к шуму и коэффициент ошибки. Предложенные подходы, используемые наборы данных и значения операционных характеристик методов исследования представлены в Таблицах 3, 4.

Таблица 2 — Наборы данных

Набор данных	Описание	Данные	Расширения
Mosmed.ai	Наборы с МРТ и КТ изображениями с различными патологиями.	Рассеянный склероз – 285 записей, внутрочерепное кровоизлияние – 905, ишемический инсульт – 115, кровоизлияние в ГМ – 5, злокачественные новообразования ГМ – 5.	МРТ и КТ изображения в формате DICOM [58].
BRATS разных версий	Наборы МРТ сканов для сегментации опухоли ГМ.	Более 200 трёхмерных изображений.	Модальности T1, T1с, T2 и FLAIR и соответствующие маски [59].
MICCAI	Набор данных для классификации нормальных и патологических случаев на основе клинической информации.	150 обследований (50 с нормальным состоянием мозга и 100 с инфарктом миокарда после инъекции контрастного вещества).	Наряду с МРТ предоставляются клинические характеристики каждого случая [60].
Figshare	Онлайн-репозиторий с постоянно пополняющимся объемом данных.	Более 800 результатов с данными о ГМ.	Рисунки, наборы данных, медиа, документы, плакаты, код, наборы файлов.
Kaggle	Постоянно пополняющаяся библиотека наборов данных.	Более 36 наборов данных.	У каждого набора присутствуют свои расширения.
The Cancer Imaging Archive (TCIA)	Место хранения радиологических и гистопатологических снимков различных типов рака.	21 Пополняющаяся группа данных.	Разделение групп по заболеваниям, модальности снимков и задачам исследований [61].
TCGA-LGG	Результаты проекта по систематизации данных о генетических мутациях, приводящих к возникновению рака.	500 Образцов каждого типа рака.	Возможность изучения заболевания в динамике [62].
FreeSurfer	Набор программ, общей целью которых является анализ МРТ тканей ГМ и обучающей базой данных.	8 Групп по 20 изображений в каждой.	Инструменты для проведения объёмного и поверхностного анализов, реконструкции моделей [63].

Таблица 3 — Методы машинного обучения, применяемые для анализа и сегментации ГМ

Используемые методы	Набор данных для обучения	Точность, %*	Специфичность, %*	Чувствительность, %*
3D Atrous Residual Network [43]	BRATS 2015, BRATS 2017, BRATS 2018	81,41	–	92
ABC [54]	FreeSurfer, FSL	82,91	–	–
2D CNN [49]	Специально разработанный набор	97	–	100
RCNN [45]	Kaggle 2020	98,21	–	–
CNN [42]	Специально разработанный датасет	87,42	–	–
CNN [55]	Создан из MPT-изображений	–	–	–
CNN + HWF + NSGA [52]	BRATS 2018, BRATS 2019, BRATS 2020	97	–	–
DCNN + HHO + GWO [47]	Kaggle	97	–	–
Diffusion [53]	BRATS 2015	–	–	–
PCA [27]	TCGA-LGG	92,34	–	92,34
FCM + BCET [57]	Создан из MPT-изображений	84,3	–	–
FCM [31]	Создан из MPT-изображений	90,57	72,6	65,6
OPFCM + MF + AKNN [29]	BRATS, MICCAI	99,9	–	–
IBSR [56]	Создан из MPT-изображений	71,48	–	–
ODNN + SMO + DWT + GLCM [41]	BRATS 2017	93	93	98
NLM [55]	Создан из MPT-изображений	–	–	–
DNN + BRISQUE [41]	Создан из MPT-изображений	98,22	99,65	96,12
RNN [44]	Kaggle «Опухоль головного мозга»	97	–	–
ASVM + MRG + GOA+ GLCM [30]	BRATS 2015	95,83	–	91,66
MKSVM + OFFA [37]	–	99,72	99,71	99,72
SVM + Deep Fusion + PCA [50]	BRATS, TCIA	97,89	–	–
SVM + DWT + GLCM [32]	Набор создан в расширении DICOM	96,7	–	–
SVM + Ekbfhv + MGA [48]	BRATS 2018, BRATS 2019	99,7	–	–
SVM + Ekf + GLCM [28]	Создан из MPT-изображений	95,39	95,39	97,04
SVM + GLCM [34]	Kaggle, Figshare	93,05	–	–
SVM + GLCM [36]	Kaggle	93,05	–	98
SVM + GLCM + DWT [38]	Kaggle	98,97	–	98,87
SVM + KMC [33]	Создан из MPT-изображений	99,7	–	–
SVM + OFFA + IGWT [35]	BRATS 2018	99,79	99,92	97,27
Z-net [46]	TCGA-LGG	99,6	–	–

Примечание: * — в таблице указаны средние (по нескольким тестам) значения.

Таблица 4 — Дополнительные метрики эффективности методов

Используемые методы	Дополнительные метрики эффективности
2D CNN [49]	F1-значение – 97%.
CNN [42]	Относительная потеря – 32,25%.
CNN [55]	Время обработки – 30 мин.
CNN, HWF, NSGA [52]	PSNR – 89,4%; SNR – 78,03%; относительная потеря – 36%.
DCNN, HHO, GWO [47]	F-значение – 97%.
Diffusion [53]	Коэффициент ошибки – 15%; ошибка первого рода – 25%; ошибка второго рода – 8%.
PCA [27]	F-значение – 92,34%.
NLM [55]	Уровень селективности – 0,90; прецизионность – 0,89; правильность – 0,88; коэффициент ошибки – 0,10.

Таблица 4 — Дополнительные метрики эффективности методов (продолжение)

Используемые методы	Дополнительные метрики эффективности
DNN, BRISQUE [41]	F-значение – 97,85%.
SVM, Deep Fusion, PCA [50]	F-значение – 87,92%.
SVM, DWT, GLCM [38]	Адекватность отзыва – 95,4%; время обработки – 74,5 с.
SVM, EKbHFV, MGA [48]	F-значение – 99,3%.
Z-net [46]	F-значение – 81%.

По результатам исследования построена фасетная классификация области знаний «Сегментация зон головного мозга». В качестве классификационных признаков верхнего уровня выбраны такие признаки как «Методы сегментации», «Метрики» и «Наборы данных», используемые в рассмотренных методах. По каждому классификационному признаку произведена дальнейшая декомпозиция. Терминальные узлы классификации содержат значения соответствующих классификационных признаков, найденные в результате исследования. Визуализация классификации представлена в виде ментальной карты на Рисунке 2.

ОБСУЖДЕНИЕ

В начале своего развития в 2014-2015 годах методы машинного обучения имели уровень точности в 74,2% и основывались на методах типа «Diffusion». Однако к настоящему времени данная технология достигла более высокого уровня характеристик точности и информативности диагностики (точность некоторых методов достигает 99,9%, специфичность – 99,92% и чувствительность – до 100%). Причём большая часть современных методов основана на глубоком обучении и свёрточных сетях (точность – выше 97%) или на модификациях метода опорных векторов (точность – 97,3%).

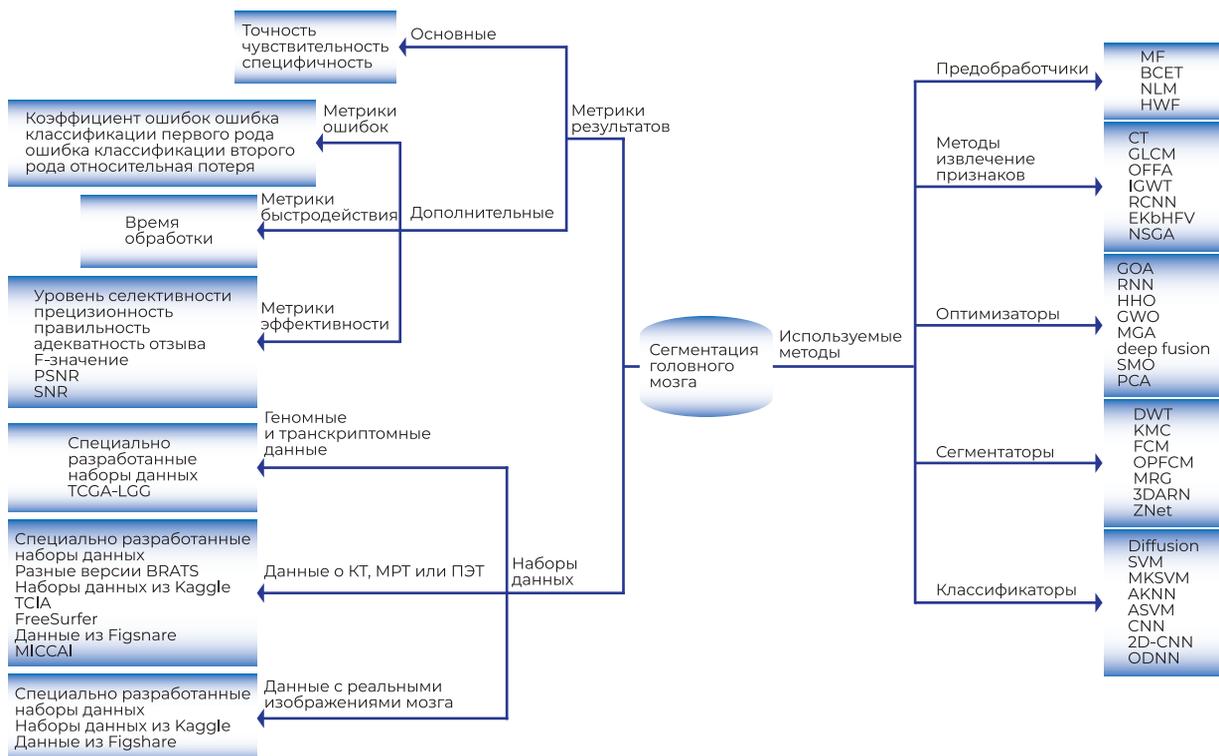


Рисунок 2 — Ментальная схема области знаний «Сегментация зон головного мозга».

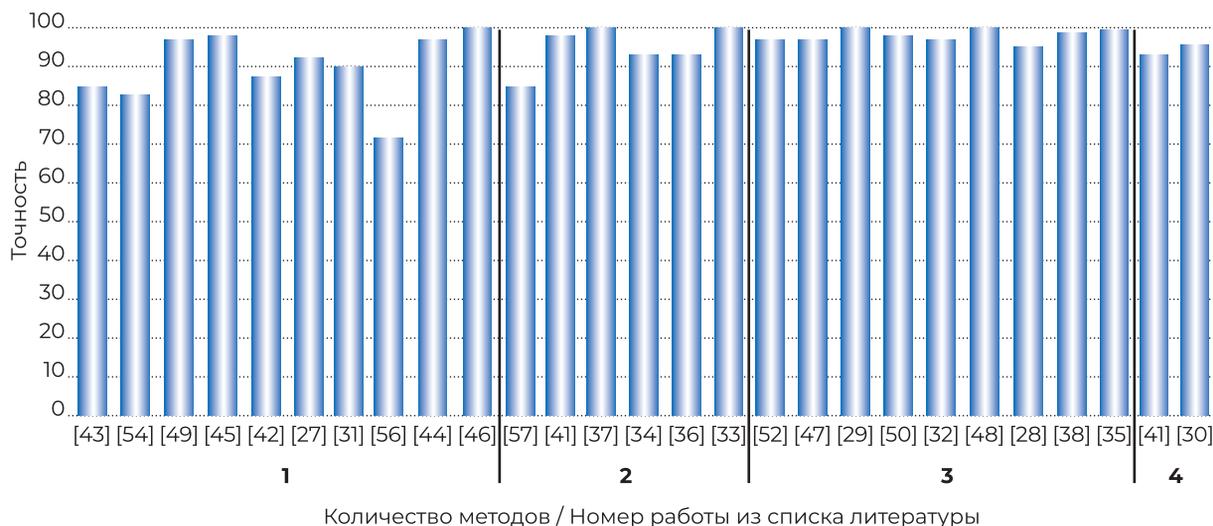


Рисунок 3 — Зависимость точности от количества методов.

Большая часть рассмотренных подходов к сегментации ГМ представляют собой наборы из нескольких методов, применяемых на соответствующих этапах процесса сегментации (этапы предобработки, выделения и сегментирования зон). По мнению авторов, это должно увеличить чувствительность и точность сегментирования изображения. Однако по результатам Таблицы 3 можно сделать вывод, что точность работы алгоритмов зависит не столько от методов, используемых при обработке, сколько от их правильного взаимодействия. График зависимости точности от количества используемых в рассмотренных решениях методов, построенный по данным Таблицы 3, показан на Рисунке 3.

Выводы

Разработка методов сегментации ГМ началась ещё с начала двухтысячных годов на основе машинного обучения, и новые методы продолжают появляться до сих пор. Однако по мере развития технологий разрабатываются и внедряются в практику методы глубокого обучения, позволяющие занимать меньше дискового пространства и работать с незаложенными изначально ситуациями, ценой возросших требований к мощности.

Целью всех рассмотренных исследований является повышение точности при сегментировании зон ГМ и нахождении аномальных образований. Достигнутый к настоящему времени высокий уровень характеристик информативности

диагностических методов позволяет использовать их при решении реальных задач нахождения и лечения острых нарушений мозгового кровообращения, объёмных новообразований, травматических повреждений ГМ и т. д., что показано в [65, 66]. В рамках дальнейших исследований планируется определить практическую значимость каждого метода для задач сегментации изображений ГМ и области их применения.

Для случаев, когда любое промедление может привести к летальному исходу (острейший период инсульта, опасные для жизни черепно-мозговые травмы и др.), немаловажной метрикой эффективности метода является скорость [5, 67], определяемая временем обработки данных. Вместе с тем, данная характеристика используется для оценки качества методов в малом количестве исследований, а в большинстве случаев вообще не рассматривается. При этом скорость обработки сигнала для некоторых методов в зависимости от использованного принципа работы измеряется минутами [27, 32], что в ряде случаев может стоить больному жизни. Для решения данной проблемы требуется модификация и/или разработка новых методов, применимых в режиме реального времени для сегментации и анализа структур ГМ.

Конфликт интересов. Конфликт интересов отсутствует.

Источники финансирования. Источники финансирования отсутствуют.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Васильева Е.Б., Талыпов А.Э., Петриков С.С. Особенности клинического течения черепно-мозговой травмы при различных видах повреждения головного мозга // НМП. – 2019. – №3. – С.295-301. [Vasil'eva EB, Talypov AE, Petrikov SS. Osobennosti klinicheskogo techeniya cherepno-mozgovoј travmy pri razlichnyh vidah povrezhdeniya golovnogo mozga. NMP. 2019; 3: 295-301. (In Russ.)] doi: 10.23934/2223-9022-2019-8-3-295-301.
2. Сергеев В.А., Сергеева П.В., Патракова А.А. Клинико-психологический анализ эмоционально-личностных расстройств у больных с отдалёнными последствиями черепно-мозговых травм, осложнённых и неосложнённых алкоголизмом // Научные результаты биомедицинских исследований. – 2020. – №3. – С.417-433. [Sergeev VA, Sergeeva PV, Patrakova AA. Kliniko-psihologicheskij analiz emocional'nolichnostnyh rasstrojstv u bol'nyh s otdal'yonnymi posledstviyami cherepno-mozgovykh travm, oslozhnyonnyh i neoslozhnyonnyh alkogolizmom. Nauchnye rezul'taty biomedicinskih issledovanij. 2020; 3: 417-433. (In Russ.)] doi: 10.18413/2658-6533-2020-6-3-0-11.
3. Лихтерман Л.Б., Кравчук А.Д., Филатова М.М. Сотрясение головного мозга: тактика лечения и исходы // Анналы клинической и экспериментальной неврологии – 2008. – №1. – С.1-10. [Lihtermann LB, Kravchuk AD, Filatova MM. Sotryasenie golovnogo mozga: taktika lecheniya i iskhody. Annaly klinicheskoy i eksperimental'noj nevrologii. 2008; 1: 1-10. (In Russ.)]
4. Трашков А.П., Спиринов А.Л., Цыган Н.В., Артеменко М.Р. и др. Глиальные опухоли головного мозга: общие принципы диагностики и лечения // Педиатр. – 2015. – №4. – С.75-84. [Trashkov AP, Spirin AL, Cygan NV, Artemenko MR, et al. Glial'nye opuholi golovnogo mozga: obshchie principy diagnostiki i lecheniya. Pediatr. 2015; 4: 75-84. (In Russ.)] doi: 10.171816/PED6475-84.
5. Плахова В.В., Кручинина Е.А. Вопросы диагностики и лечения злокачественных новообразований // FORCIPE. – 2019. – №1. – С.564-564. [Plahova VV, Kruchinina EA. Voprosy diagnostiki i lecheniya zlokachestvennykh novoobrazovanij. FORCIPE. 2019; 1: 564-564. (In Russ.)]
6. Щербук А.Ю., Ерошенко М.Е., Щербук Ю.А. Современные методы картирования функционально значимых зон головного мозга в хирургии опухолей центральных извилин // Вестн. хир. – 2017. – №4. – С.104-109. [Shcherbuk AYU, Eroshenko ME, Shcherbuk YUA. Sovremennyye metody kartirovaniya funktsional'no znachimykh zon golovnogo mozga v hirurgii opuholej central'nykh izvilin. Vestn. hir. 2017; 4: 104-109. (In Russ.)]
7. Кремнева Е.И., Коновалов Р. Н., Кротенкова М. В. Функциональная магнитно-резонансная томография // Анналы клинической и экспериментальной неврологии. – 2011. – №5(1). – С.30-34. [Kremneva EI, Konovalov RN, Krotenkova MV. Funktsional'naya magnitno-rezonansnaya tomografiya. Annaly klinicheskoy i eksperimental'noj nevrologii. 2011; 5(1): 30-34. (In Russ.)]
8. Куликова С.Н., Брюхов В.В., Переседова А.В., Кротенкова М.В., Завалишин И.А. Диффузионная тензорная магнитно-резонансная томография и трактография при рассеянном склерозе: обзор литературы // Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова. Спецвыпуски. – 2012. – №112(2-2). – С.52-59. [Kulikova SN, Bryuhov VV, Peresedova AV, Krotenkova MV, Zavalishin IA. Diffuzionnaya tenzornaya magnitno-rezonansnaya tomografiya i traktografiya pri rasseyanom skleroze: obzor literatury. Zhurnal nevrologii i psikiatrii im. S.S. Korsakova. Spetsvypuski. 2012; 112(2-2): 52-59. (In Russ.)]
9. Кротенкова М.В., Суслин А.С., Танашян М.М., Коновалов Р.Н., Брюхов В.В. Диффузионно-взвешенная МРТ и МРТ-перфузия в остром периоде ишемического инсульта // Анналы клинической и экспериментальной неврологии. – 2009. – №3(4). – С.11-16. [Krotenkova MV, Sushlin AS, Tanashyan MM, Konovalov RN, Bryuhov VV. Diffuzionno-vzveshennaya MRT i MRT-perfuziya v ostrom periode ishemicheskogo insul'ta. Annaly klinicheskoy i eksperimental'noj nevrologii. 2009; 3(4): 11-16. (In Russ.)]
10. Шестакова А.Н., Буторина А.В., Осадчий А.Е., Штыров Ю.Ю. Магнитоэнцефалография – новейший метод функционального картирования мозга человека // Экспериментальная психология. – 2012. – №5(2). – С.119-134. [SHestakova AN, Butorina AV, Osadchij AE, SHtyrov YUYU. Magnitoencefalografiya – novejšij metod funktsional'nogo kartirovaniya mozga cheloveka. Eksperimental'naya psihologiya. 2012; 5(2): 119-134. (In Russ.)]
11. Гуляев С.А. Электроэнцефалография и исследования функциональной активности головного мозга // Русский журнал детской неврологии. – 2021. – №16(4). – С.59-68. [Gulyaev SA. Elektro-

- encefalografiya i issledovaniya funktsional'noj aktivnosti golovnogogo mozga. *Russkij zhurnal detskoj nevrologii*. 2021; 16(4): 59-68. (In Russ.)]
12. Дюкарев В.В. Позитронно-эмиссионная томография: сущность метода, достоинства и недостатки // *БМИК*. – 2013. – №3(11). – С.1196. [Dyukarev VV. Pozitronno-emissionnaya tomografiya: sushchnost' metoda, dostoinstva i nedostatki. *BMIK*. 2013; 3(11): 1196. (In Russ.)]
 13. Санковец Д.Н., Гнедько Т.В., Свирская О.Я. Близкая к инфракрасной спектроскопия (NIRS) – новая краска в палитре неонатолога // *Неонатология: Новости. Мнения. Обучение*. – 2017. – №1(15). – С.58-71. [Sankovets DN, Gned'ko TV, Svirskaya OYA. Blizkaya k infrakrasnoj spektroskopii (NIRS) – novaya kraska v palitre neonatologa. *Neonatologiya: Novosti. Mneniya. Obuchenie*. 2017; 1(15): 58-71. (In Russ.)]
 14. Давыдовский И.В. Врачебные ошибки // *Сов. мед.* – 1941. – №3. – С.3-10. [Davydovskij IV. Vrachebnyye oshibki. *Sov. med*. 1941; 3: 3-10. (In Russ.)]
 15. Султанов И.Я. О некоторых так называемых объективных причинах диагностических ошибок в практической деятельности врачей // *Вестник РУДН. Серия: Медицина*. – 2002. – №2. – С.34-38. [Sultanov IYA. O nekotoryh tak nazyvaemykh ob'ektivnykh prichinah diagnosticheskikh oshibok v prakticheskoy deyatelnosti vrachej. *Vestnik RUDN. Seriya: Medicina*. 2002; 2: 34-38. (In Russ.)]
 16. Сигаева Д.В., Логинов М.С. Влияние качества исходного набора данных для машинного обучения на точность диагноза // *Scientist*. – 2022. – №4(22). – С.130-132. [Sigaeva DV, Loginov MS. Vliyaniye kachestva iskhodnogo nabora dannykh dlya mashinnogo obucheniya na tochnost' diagnoza. *Scientist*. 2022; 4(22): 130-132. (In Russ.)]
 17. Махамбетчин М.М. К дискуссии о врачебных ошибках // *Клиническая медицина*. – 2021. – №2. – С.150-152. [Mahambetchin MM. K diskussii o vrachebnykh oshibkah. *Klinicheskaya medicina*. 2021; 2: 150-152. (In Russ.)]
 18. Андропова П.Л., Гаврилов П.В., Колесникова П.А. и др. Диагностическая эффективность отдельных систем автоматического анализа КТ-изображений в выявлении ишемического инсульта в бассейне средней мозговой артерии // *Сибирский журнал клинической и экспериментальной медицины*. – 2023. – №3. – С.194-200. [Andropova PL, Gavrilov PV, Kolesnikova PA, et al. Diagnosticheskaya effektivnost' otdel'nykh sistem avtomaticheskogo analiza KT-izobrazhenij v vyavlenii ishemicheskogo insul'ta v bassejne srednej mozgovoj arterii. *Sibirskij zhurnal klinicheskoy i eksperimental'noj mediciny*. 2023; 3: 194-200. (In Russ.)] doi: 10.29001/2073-8552-2023-39-3-194-200.
 19. Jin L, Min L, Jianxin W, et al. A Survey of MRI-Based Brain Tumor Segmentation Methods. 2014; 19(6): 578-595. doi: 10.1109/TST.2014.6961028.
 20. Абдулракеб АРА, Сушкова ЛТ, Лозовская НА. Обзор методов сегментации опухолей на МРТ-изображениях головного мозга // *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. – 2015. – №1(29). – С.122-138. [Abdulrakeb ARA, Sushkova LT, Lozovskaya NA. Obzor metodov segmentacii opuholej na MRT-izobrazheniyah golovnogogo mozga. *Prikaspijskij zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii*. 2015; 1(29): 122-138. (In Russ.)]
 21. Ahlam AH, Sarmad HM, Ban SI. Segmentation and Isolation of Brain Tumors Using Different Images Segmentation Methods. 2024; 21(8): 1-8. doi: 10.21123/bsj.2024.7640.
 22. Kai P, Sairam V, Ludwik K. Guidelines for conducting systematic mapping studies in software engineering: An update, *Information and Software Technology*. 2015; 64: 1-18. doi: 10.1016/j.infsof.2015.03.007.
 23. Vanhala E, Kasurinen J, Knutas A, Herala A. The Application Domains of Systematic Mapping Studies: A Mapping Study of the First Decade of Practice With the Method. 2022; 10: 37924-37937. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3165079.
 24. Алексева М.Г., Зубов А.И., Новиков М.Ю. Искусственный интеллект в медицине // *МНИЖ*. – 2022. – №7-2(121). – С.10-13. [Alekseeva MG, Zubov AI, Novikov MYU. Iskusstvennyj intellekt v medicine. *Mnizh*. 2022; №7-2(121): 10-13. (In Russ.)] doi: 10.23670/IRJ.2022.121.7.038.
 25. Иванова В.Н., Латкин А.П., Фершт В.М. Современные подходы к использованию искусственного интеллекта в медицине // *Территория новых возможностей*. – 2020. – №1. – С.121-130. [Ivanova VN, Latkin AP, Fersht VM. Sovremennyye podhody k ispol'zovaniyu iskusstvennogo intellekta v medicine. *Territoriya novyh vozmozhnostej*. 2020; 1: 121-130. (In Russ.)]. doi: 10.24866/VVSU/2073-3984/2020-1/121-130.

26. Гусев А. Обзор Российских систем искусственного интеллекта для здравоохранения [Электронный ресурс] Webiomed. Доступно по: <https://webiomed.ru/blog/obzor-rossiiskikh-sistem-iskusstvennogo-intellekta-dlia-zdravookhraneniia>. Ссылка активна на 20.07.2024. [Gusev A. Obzor Rossijskih sistem iskusstvennogo intellekta dlya zdravookhraniya. Available at: <https://webiomed.ru/blog/obzor-rossiiskikh-sistem-iskusstvennogo-intellekta-dlia-zdravookhraneniia>. Accessed 20.07.2024. (In Russ.)]
27. Bruce F, David HS, Evelina B, et al. Whole Brain Segmentation: Automated Labeling of Neuroanatomical Structures in the Human Brain. 2002; 33: 341-355. doi: 10.1016/S0896-6273(02)00569.
28. Chen B, Zhang L, Chen H, Liang K, Chen X. A novel extended Kalman filter with support vector machine-based method for the automatic diagnosis and segmentation of brain tumors. 2021; 200: 105797.
29. Kumar DM, Satyanarayana D, Prasad MG. MRI brain tumor detection using optimal possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm and adaptive k-nearest neighbor classifier. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. 2021; 12(2): 2867-2880. doi: 10.1007/s12652-020-02444-7.
30. Srinivasa RA, Chenna RP. MRI brain tumor segmentation and prediction using modified region growing and adaptive SVM. 2021; 25: 4135-4148. doi: 10.1007/s00500-020-05493-4.
31. Sheela C, Suganthi G. Accurate MRI brain tumor segmentation based on rotating triangular section with fuzzy C-means optimisation. Sādhanā. 2021; 46(4). doi: 10.1007/s12046-021-01744-8.
32. Gokulalakshmi A, Karthik S, Karthikeyan N, Kavitha MS. ICM-BTD: improved classification model for brain tumor diagnosis using discrete wavelet transform-based feature extraction and SVM classifier. 2020; 24: 18599-18609. doi: 10.1007/s00500-020-05096-z.
33. Sharath CP, Soundarya J, Priyadharsini R. Brain tumor detection and classification using K-means clustering and SVM classifier. 2018; 49-63. doi: 10.1007/978-981-13-8323-6_5.
34. Hussain A, Khunteta A. Semantic segmentation of brain tumor from MRI images and SVM classification using GLCM features. 2020; 38-43. doi: 10.1109/ICIRCA48905.2020.9183385.
35. Kumar DM, Satyanarayana D, Prasad MG. An improved Gabor wavelet transform and rough K-means clustering algorithm for MRI brain tumor image segmentation. 2021; 80(1): 6939-6957. doi: 10.1007/s11042-020-09635-6.
36. Shahajad M, Gambhir D, Gandhi R. Features extraction for classification of brain tumor MRI images using support vector machine. 2021; 767-772. doi: 10.1109/Confluence51648.2021.9377111.
37. Krishnakumar S, Manivannan K. Effective segmentation and classification of brain tumor using rough K means algorithm and multi-kernel SVM in MR images. 2021; 12: 6751-6760. doi: 10.1007/s12652-020-02300-8.
38. Mehrotra R, Ansari MA, Agrawal R. A Novel Scheme for Detection & Feature Extraction of Brain Tumor by Magnetic Resonance Modality Using DWT & SVM. 2020; 225-230. doi: 10.1109/IC3A48958.2020.233302.
39. Sarkar A, Maniruzzaman M, Ahsan MS, et al. Identification and classification of brain tumor from MRI with feature extraction by support vector machine. 2020; 1-4. doi: 10.1109/INCET49848.2020.9154157.
40. Anaya-Isaza A, Mera-Jiménez L. Data augmentation and transfer learning for brain tumor detection in magnetic resonance imaging. 2022; 10(4): 23217-23233. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3154061.
41. Musallam AS, Sherif AS, Hussein MK. A new convolutional neural network architecture for automatic detection of brain tumors in magnetic resonance imaging images. 2022; 10(99): 2775-2782. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3140289.
42. More SS, Mange MA, Sankhe MS, Sahu SS. Convolutional Neural Networkbased Brain Tumor Detection. 2021; 1532-1538. doi: 10.1063/5.0217286.
43. Le N, Yamazaki K, Quach KG, Truong D, Savvides M. A multi-task contextual atrous residual network for brain tumor detection & segmentation. In 2020 25th International Conference on Pattern Recognition. 2021; 5943-5950. doi: 10.1109/ICPR48806.2021.9412414.
44. Ma L, Zhang F. End-to-end predictive intelligence diagnosis in brain tumor using lightweight neural network. 2021; 111: 107666. doi: 10.1016/j.asoc.2021.107666.
45. Kesav N, Jibukumar MG. Efficient and low complex architecture for detection and classification of Brain Tumor using RCNN with Two Channel CNN. 2022; 34(8): 6229-6242. doi: 10.1016/j.jksuci.2021.05.008.

46. Ottom MA, Rahman HA, Dinov ID. Znet: deep learning approach for 2D MRI brain tumor segmentation. 2022; 10: 1-8. doi: 10.1109/JTEHM.2022.3176737.
47. Qader SM, Hassan BA, Rashid TA. An improved deep convolutional neural network by using hybrid optimisation algorithms to detect and classify brain tumor using augmented MRI images. – 2022; 1-28. doi: 10.21203/rs.3.rs-1746725/v1.
48. Sharif MI, Khan MA, Alhusein M, Aurangzeb K, Raza M. A decision support system for multimodal brain tumor classification using deep learning. *Complex & Intelligent Systems*. 2021; 8(1): 1-14. doi: 10.1007/s40747-021-00321-0.
49. Chanu MM, Thongam K. Computer-aided detection of brain tumor from magnetic resonance images using deep learning network. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2021; 12: 6911-6922. doi: 10.1007/s12652-020-02336-w.
50. Sethy PK, Behera SK. A data-constrained approach for brain tumor detection using fused deep features and SVM. 2021; 80(4): 28745-28760. doi: 10.1007/s11042-021-11098-2.
51. Preethi S, Aishwarya P. An efficient wavelet-based image fusion for brain tumor detection and segmentation over PET and MRI image. 2021; 80(1): 14789-14806. doi: 10.1007/s11042-021-10538-3.
52. Sharif MI, Li JP, Amin J, Sharif A. An improved framework for brain tumor analysis using MRI based on YOLOv2 and convolutional neural network. 2021; 7: 2023-2036. doi: 10.1007/s40747-021-00310-3.
53. Дмитриев Г.А., Кирсанова А.В., Альбахели В.А.А. Автоматическое выделение области острого ишемического инсульта на МРТ-изображениях // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2014. – №4(28). – С.166-174. [Dmitriev GA, Kirsanova AV, Al'baheli VAA. Avtomaticheskoe vydelenie oblasti ostrogo ishemicheskogo insul'ta na MRT-izobrazheniyah. *Prikaspijskij zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii*. 2014; 4(28): 166-174. (In Russ.)]
54. Магонов Е.П., Прахова Л.Н., Ильвес А.Г., Катаева Г.В., Трофимова Т.Н. Автоматическая сегментация МРТ-изображений головного мозга: методы и программное обеспечение. – Санкт-Петербург: Коллектив авторов, 2014. – С.1-5. [Magonov EP, Prahova LN, Il'ves AG, Kataeva GV, Trofimova TN. Avtomaticheskaya segmentaciya MRT-izobrazhenij golovnogo mozga: metody i programmnnoe obespechenie. *Sankt-Peterburg: Kollektiv avtorov*. 2014: 1-5. (In Russ.)]
55. Анджали Х.Т., Анандрао Б.К. Сегментация опухоли головного мозга на магнитно-резонансной томографии с использованием нечеткого деформируемого слияния и алгоритма Dolphin-SCA // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2023. – Т.23. – №4. – С.1-10. [Andzhali HT, Anandrao BK. Segmentaciya opuholi golovnogo mozga na magnitno-rezonansnoj tomografii s ispol'zovaniem nechetkogo deformiruемого sliyanija i algoritma Dolphin-SCA. *Nauchno-tekhnicheskij vestnik informacionnyh tekhnologij, mekhaniki i optiki*. 2023; 23(4): 1-10. (In Russ.)] doi: 10.17586/2226-1494-2023-23-4-776-785.
56. Зубов А.Ю., Сеньюкова О.В. Сегментация изображений магнитно-резонансной томографии головного мозга с помощью сопоставления с несколькими атласами. М.: МГУ имени М.В. Ломоносова, 2015. – С.1-6. [Zubov AYU, Senyukova OV. Segmentaciya izobrazhenij magnitno-rezonansnoj tomografii golovnogo mozga s pomoshch'yu sopostavleniya s neskol'kimi atlasami. М.: MGU imeni M.V. Lomonosova. 2015: 1-6. (In Russ.)]
57. Зотин А.Г., Кириллова С.В., Курако М.А., Хамад Ю.А., Симонов К.В. Обнаружение опухоли мозга на основе МРТ с применением метода нечеткой кластеризации с-средних. Сибирский государственный университет науки и технологии им. академика М.Ф. Решетнева. – 2019. – С.1-11. [Zotin AG, Kirillova SV, Kurako MA, Hamad YUA, Simonov KV. Obnaruzhenie opuholi mozga na osnove mrt s primeneniem metoda nechetkoj klasterizacii s-srednih. *Sibirskij gosudarstvennyj universitet nauki i tekhnologii im. akademika M.F. Reshetneva*. 2019: 1-11. (In Russ.)]
58. Технологии искусственного интеллекта в здравоохранении [Электронный ресурс] МОСМЕД. Доступно по: <https://mosmed.ai>. Ссылка активна на 07.08.2024. [Tekhnologii iskusstvennogo intellekta v zdravoohranenii. Available at: <https://mosmed.ai>. Accessed 07.08.2024. (In Russ.)]
59. Hongwei BL, Gian MC, Syed MA, et al. The Brain Tumor Segmentation (BraTS) Challenge 2023: Brain MR Image Synthesis for Tumor Segmentation (BraSyn). *PapersWithCode*. 2023; 1-6.
60. Lalande A, Chen Z, Decourselle T, et al. Emidec: A Database Usable for the Automatic Evaluation of Myocardial Infarction from Delayed-Enhancement Cardiac MRI. 2020; 5-89.

61. Kenneth C, Bruce V, Kirk S, et al. The Cancer Imaging Archive: Maintaining and Operating a Public Information Repository. 2013; 26(6). doi: 1045-1057.10.1007/s10278-013-9622-7.
62. Eduarda PM, Roberta C, Celine SG, Monica LM. Updating TCGA glioma classification through integration of molecular profiling data following the 2016 and 2021 WHO guidelines. 2023; 11. doi: 10.1101/2023.02.19.529134.
63. Kennedy KM, Raz N. Social Cognitive Neuroscience, Cognitive Neuroscience, Clinical Brain Mapping. 2015; 58(1): 259-289. doi: 10.1146/annurev.psych.58.110405.085654.
64. Румянцев П.О., Саенко В.А., Румянцева У.В., Чекин С.Ю. Статистические методы анализа в клинической практике. Медицинский радиологический научный центр РАМН. – С. 1-44. [Rumyantsev PO, Saenko VA, Rumyantseva UV, Chekin SYU. Statisticheskie metody analiza v klinicheskoy praktike. Medicinskij radiologicheskij nauchnyj centr RAMN. P.1-44. (In Russ.)]
65. Андропова П.Л., Гаврилов П.В., Савинцева Ж.И., Вовк А.В., Рыбин Е.В. Применение систем искусственного интеллекта в нейрорадиологии острого ишемического инсульта // Лучевая диагностика и терапия. – 2021. – №2(12). – С.30-35. [Andropova PL, Gavrilov PV, Savinceva ZHI, Vovk AV, Rybin EV. Primenenie sistem iskusstvennogo intellekta v nejroradiologii ostrogo ishemicheskogo insul'ta. Luchevaya diagnostika i terapiya. 2021; 2(12): 30-35. (In Russ.)] doi: 10.22328/2079-5343-2021-12-2-30-36.
66. Толмачев И.В., Стариков Ю.В., Старикова Е.Г. и др. Искусственный интеллект в онкологии: области применения, перспективы и ограничения // Вопросы онкологии – 2022. – №6(68). – С.691-699. [Tolmachev IV, Starikov YUV, Starikova EG, et al. Iskusstvennyj intellekt v onkologii: oblasti primeneniya, perspektivy i ogranicheniya. Voprosy onkologii. 2022; 6(68): 691-699. (In Russ.)] doi: 10.37469/0507-3758-2022-68-6-691-699.
67. Сидякина И.В., Шаповаленко Т.В., Лядов К.В. Механизмы нейропластичности и реабилитация в острейшем периоде инсульта // Анналы клинической и экспериментальной неврологии. – 2013. – №7(1). – С.52-56. [Sidyakina IV, Shapovalenko TV, Lyadov KV. Mekhanizmy nejroplastichnosti i reabilitaciya v ostrejshem periode insul'ta. Annaly klinicheskoy i eksperimental'noj nevrologii. 2013; 7(1): 52-56. (In Russ.)]