

Исследование алгоритмов машинного обучения и глубокого обучения для обнаружения опухолей в мозге человека

В. В. Бондаренко, О. В. Рычка

E-mail: vadimbond.2000@gmail.com, olga_rychka@mail.ru

Аннотация:

Современные медицинские исследования в области визуализации сталкиваются с проблемой обнаружения опухолей головного мозга с помощью магнитно-резонансной томографии (МРТ). Опухоль головного мозга представляет собой аномальную массу ткани, в которой некоторые клетки растут и размножаются бесконтрольно, по-видимому, не регулируясь механизмами, контролирующими нормальные клетки. Существует три типа опухолей, которые обычно наблюдаются, а именно: доброкачественные, предраковые и злокачественные. Многие контролируемые и неконтролируемые алгоритмы классификации используются для определения опухоли как доброкачественной или злокачественной. Обычно более легкие наборы данных используются для классификации изображений в прикладной области, тогда как в медицинской области используются сравнительно более крупные и тяжелые наборы данных. Многие параметры, выбранные во время обучения, играют очень важную роль в измерении производительности и точности системы. Таким образом, была предпринята попытка наглядно показать, как точность алгоритма варьируется в зависимости от параметров, выбранных для обнаружения опухоли головного мозга человека по МРТ-изображению.

Введение

Обработка медицинских изображений сегодня является наиболее сложной и развивающейся областью. Сегодняшние исследования в области медицинской визуализации сталкиваются с проблемой обнаружения опухоли головного мозга с помощью магнитно-резонансной томографии (МРТ). Обычно для получения изображений мягких тканей человеческого тела специалисты используют МРТ-изображения. Его используют для анализа органов человека вместо хирургического вмешательства [1].

Слово «опухоль» является синонимом слова «неоплазма», которое образуется в результате аномального роста клеток [2]. Опухоль головного мозга представляет собой аномальную массу ткани [3], в которой некоторые клетки растут и размножаются бесконтрольно, по-видимому, не регулируются механизмами, контролирующими нормальные клетки. Рост опухоли занимает место внутри черепа и мешает нормальной деятельности мозга. Поэтому обнаружение опухоли очень важно на ранних стадиях. Для обнаружения опухолей головного мозга были разработаны различные методики [4]. Существует три типа опухолей, которые обычно наблюдаются, а именно. Доброкачественные, предраковые, злокачественные [5].

Глиома — общий термин, используемый для описания любой опухоли, возникающей из поддерживающей («клеевой») ткани головного

мозга). Эта ткань, называемая «глией», помогает удерживать нейроны на месте и обеспечивать их хорошее функционирование. Существует три типа нормальных глиальных клеток, которые могут вызывать опухоли. Астроцит будет производить астроцитомы (включая глиобластомы), олигодендроциты образуют олигодендроглиому, а эпендимомы происходят из эпендимальных клеток. Опухоли, в которых присутствует смесь этих разных клеток, называются смешанной глиомой.

Глиому также классифицируют по типу клеток, на которые она влияет. Типы глиомы:

1. астроцитомы — развивается в клетках соединительной ткани, называемых астроцитами;
2. глиома ствола мозга — развивается в стволе мозга;
3. эпендимома — развивается из эпендимных клеток;
4. смешанная глиома — развивается из более чем одного типа глиомной клетки;
5. олигодендроглиома — развивается в клетках поддерживающей ткани головного мозга, называемых олигодендроцитами.
6. глиома зрительного нерва — развивается внутри или вокруг зрительного нерва.

Классификация изображений — важная задача в области компьютерного зрения. Классификация изображений означает отнесение изображений к одной из нескольких предопределенных категорий.

Классификация включает в себя датчики изображения, предварительную обработку изображения, обнаружение объектов, сегментацию объектов, извлечение признаков и классификацию объектов. Классификация изображений является важной и сложной задачей в различных областях применения, включая биомедицинскую визуализацию, биометрию, видеонаблюдение, навигация в транспортных средствах, промышленный визуальный контроль, навигация роботов и дистанционное зондирование.

Мотивация

Опухоль головного мозга, которая является одним из наиболее распространенных заболеваний головного мозга, затронула и разрушила множество жизней. По данным Международного агентства по исследованию рака (IARC), ежегодно во всем мире диагностируется опухоль головного мозга у более чем 126 000 человек, при этом уровень смертности в 2017 году превысил 97 000 человек [6]. Рак головного мозга и других нервных систем занимает 10-е место среди причин смертности мужчин и женщин. По последним оценкам, 17 760 взрослых (9 910 мужчин и 7 850 женщин) умрут от первичных раковых опухолей головного мозга и ЦНС. Несмотря на последовательные усилия по преодолению проблем опухолей головного мозга, статистика по-прежнему показывает низкую выживаемость пациентов с опухолями головного мозга. Для борьбы с этим в последнее время исследователи используют междисциплинарный подход, включающий знания в области медицины, математики и информатики, чтобы лучше понять болезнь и найти более эффективные методы лечения. Магнитно-резонансная томография (МРТ) и компьютерная томография (КТ) головного мозга являются двумя наиболее распространенными тестами, проводимыми для подтверждения наличия опухоли головного мозга и определения ее местоположения для выбранных вариантов специализированного лечения. Выбор вариантов лечения зависит от размера, типа и степени опухоли. Это также зависит от того, оказывает ли опухоль давление на жизненно важные части мозга. Распространилась ли опухоль на другие части центральной нервной системы (ЦНС) или тела и возможные побочные эффекты у пациента. Предпочтения в отношении лечения и общее состояние здоровья [10] являются важными факторами при выборе вариантов лечения.

Зачем нужна обработка изображений?

Обработка изображений — это метод выполнения некоторых операций с изображением с целью получения улучшенного изображения или извлечения из него некоторой полезной информации. Это тип обработки сигнала, при котором входными данными является изображение, а выходными данными могут быть изображение или характеристики/функции, связанные с этим изображением. В настоящее время обработка изображений является одной из быстро развивающихся технологий. Это также формирует основную область исследований в инженерных и компьютерных дисциплинах.

Почему необходима МРТ для биомедицинской визуализации?

Обработка биомедицинских изображений по своей концепции аналогична обработке биомедицинских сигналов в нескольких измерениях. Он включает в себя анализ, улучшение и отображение изображений, полученных с помощью рентгеновских лучей, ультразвука, МРТ, ядерной медицины и технологий оптической визуализации.

Магнитно-резонансная томография (МРТ) [12] является важным методом визуализации, используемым при обнаружении опухолей головного мозга. Опухоль головного мозга — одно из самых опасных заболеваний, встречающихся среди человека. МРТ головного мозга играет очень важную роль для рентгенологов в диагностике и лечении пациентов с опухолями головного мозга. Изучение медицинского изображения рентгенологом — трудоемкий процесс, а точность зависит от его опыта. Таким образом, компьютерные системы становятся очень необходимыми, поскольку они преодолевают эти ограничения. Доступно несколько автоматизированных методов, но автоматизировать этот процесс очень сложно из-за различного внешнего вида опухоли у разных пациентов.

Большинство опухолей развиваются из поддерживающих клеток головного мозга, известных как глиальные клетки. Они могут быть названы по типу клеток, из которых они состоят, или по части мозга, где они обнаружены, например, глиома ствола мозга. Более половины всех первичных опухолей головного мозга представляют собой глиомы. Насколько серьезна глиома, зависит от ее степени. Глиомы классифицируются по тому, являются ли они низкой степени злокачественности (I или II) — медленно или относительно медленно растущими, или высокой степени злокачественности (III или IV) — злокачественными, с быстрым ростом и

распространением в нормальную ткань головного мозга.

Связанные работы

В зависимости от метода визуализации и того, какой диагноз рассматривается, обработка и анализ изображений могут использоваться для определения параметров, которые определяют эффективность алгоритмов классификации опухоли по ее степеням. В этой статье проведен подробный обзор методов и наборов данных, используемых для классификации опухолей, и полученная точность была зафиксирована, как показано ниже.

Вице-президент GladisPushpa Rathi и др. [1] предложили инновационный способ

извлечения и выбора признаков. Этот метод фокусируется на использовании множества форм, текстуры и многих других особенностей опухоли, таких как белое вещество, серое вещество, спинномозговая жидкость, аномальные и нормальные области.

Используемые методы: В этом методе автор использовал анализ главных компонент (PCA) и линейный дискриминантный анализ (LDA), а также машины опорных векторов (SVM).

Сравнение линейных и нелинейных методов выполняется SVM. PCA и LDA используются для уменьшения размеров. Архитектура предлагаемой нами работы следующая (рис. 1).

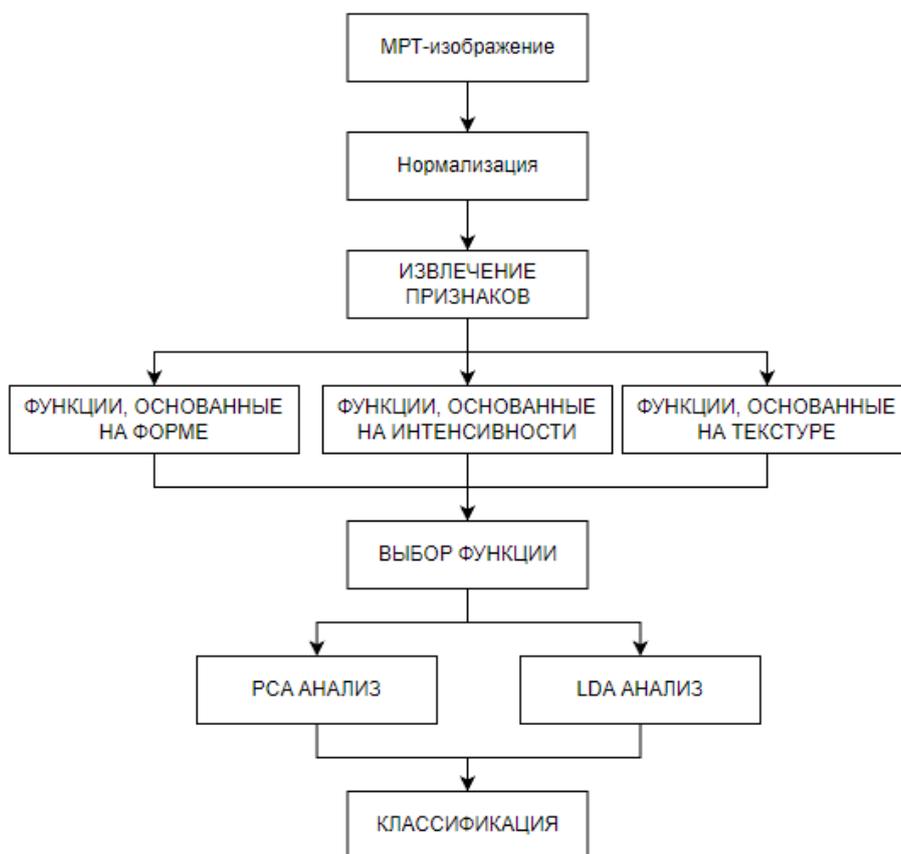


Рисунок 1 - Предложенная архитектура [1]

Изображения взяты у разных пациентов с глиомой. 24 ломтика в аксиальной плоскости толщиной 5 мм в каждом объеме. МРТ выполняли на устройствах 3Т Siemens. Набор данных изображений МРТ создается, как показано ниже (нормализация выполняется в диапазоне 0–255). Нормализация выполняется путем преобразования изображений в уровни серого 0–1 и извлечения признаков.

Здесь извлечение признаков выполняется на основе формы, интенсивности и текстуры. Характеристики формы – круглая форма,

регулярность, площадь. Характеристики интенсивности – среднее значение данных, стандартное отклонение искажения и т. д. Характеристики – контрастность, информационная мера, однородность, атрибуты кластера, такие как оттенки, сумма стандартного отклонения. Выбор характеристик осуществляется там, где извлекаются изображения с наименьшими размерами, а остальные отбрасываются. Это делается для того, чтобы данные обрабатывались алгоритмами плавно.

Прямой выбор начинается без переменных и итеративно добавляет одну за другой, что приводит к наименьшему количеству ошибок. Мы используем простой критерий отбора на основе рангов, который сравнивает два распределения.

Фаза классификации разделена на фазу обучения и тестирования. Эффективность обучения определяет точность классификации. Точность этого метода указана в таблице 1.

Таблица 1 – Значения характеристик различных наборов данных

Значения	T1	T2	FLAIR	Итого
Интенсивность	6	5	11	22
Форма	1	1	3	5
Текстура	8	5	20	33
Итого	10	20	30	60

Можно выбрать избыточные значения, но это не является предпочтительным. Для выбора более предпочтительного признака можно использовать метод ранжирования признаков.

Обратный отбор начинается со всех переменных и удаляет их итеративно до тех пор, пока любое другое удаление значительно не увеличит ошибку. Это делается для уменьшения избыточной подгонки. Для оптимизации производительности классификации используется рекурсивный алгоритм исключения признаков с помощью метода опорных векторов. Обратный отбор позволяет минимизировать вероятность ошибки на основе SVM.

Классификация осуществляется с помощью PCA и LDA. Неодинаковые частоты внутри класса проверяются на случайно выбранных тестовых данных. При этом методе максимально увеличиваются различия между классами и внутри класса.

Омидрейхани-Галангаш и др. [2] предложили метод сегментации опухоли головного мозга, основанный на алгоритме случайного леса. Предложенный метод применяется к части изображений, полученных с помощью магнитного резонанса головного мозга, и рассчитываются высокие показатели эффективности, такие как коэффициент подобия Дайса (DSC), а также точность алгоритма (ACC), которые составляют 98,38% и 97,65% соответственно. Полученный результат показал, что предложенная модель может обладать хорошей производительностью по сравнению с другими методами сегментации.

Для того чтобы точно определить область опухоли головного мозга, предлагается алгоритм разделения данных МРТ головного мозга на основе когезии (CSM). CSM привлекает большое внимание, поскольку дает

более благоприятные результаты, чем другие интеграционные процессы.

После постановки диагноза были использованы методы кластеризации и определения границ для выделения точной области опухоли, и, согласно заявлению авторов, была получена точность постановки диагноза более 99%. Подход автора состоял в том, чтобы манипулировать машинным обучением и настроить инновационный алгоритм обучения, известный как случайный лес (RF), таким образом, чтобы он мог обрабатывать большие наборы данных.

Анализ производительности показал, что качественные результаты предложенной модели аналогичны результатам, полученным с помощью двух других моделей. Выбор правильных управляющих параметров для получения лучших результатов от алгоритма является сложной задачей.

В предлагаемой работе шумовой эффект значительно снижен, что увеличивает вероятность точного определения области опухоли, так что время расчета также значительно сокращается, поскольку предложенный алгоритм прост и, следовательно, выполняет вычисления с меньшей сложностью. Поэтому был предложен алгоритм оптимизации роя частиц (PSO), основанный на кластеризации и определяющий центр масс кластеров. Каждый кластер содержит образцы опухолей головного мозга, полученные с помощью МРТ в группе. Результаты трех различных измерений производительности были сопоставлены с результатами, полученными с помощью метода опорных векторов (SVM) и методов адаптивного повышения (AdaBoost). В связи с этим, после представления математического моделирования концепции RF, автор предложил рабочий процесс для реализации процесса сегментации опухолей по данным МРТ.

Линачато и др. [3] предложили различные методы машинного обучения, такие как K-ближайших соседей, машинный вектор поддержки, дерево, ансамбль, линейный дискриминант и логистическая регрессия, которые были использованы для разработки модели прогнозирования для классификации. Было использовано множество методов выделения признаков, таких как статистическая и интенсивностная текстура, объем и местоположение, двухмерный глубокий объект и распределение по гистограммам. К признакам первого порядка относятся корреляция, энергия, Стандартное отклонение, гладкость, Энтропия, среднеквадратичное значение, контраст, однородность, момент обратной разницы и среднее значение. Наилучшая точность прогнозирования, основанная на

классификации, достигается за счет использования функций глубокого обучения, выделенных предварительно обученной сверточной нейронной сетью и прошедших обучение с помощью линейного дискриминанта.

Глиома считается агрессивным типом опухоли головного мозга, общая выживаемость не превышает двух лет и составляет 74,6% от всех злокачественных опухолей. В выборке были указаны возраст пациента, МРТ-снимки головного мозга и общее время выживания в днях. Набор данных был помечен в соответствии с коэффициентом выживаемости, т.е. краткосрочно выжившие (менее 6 месяцев), среднесрочно выжившие (от 10 до 15 месяцев) и долгосрочно выжившие (более 15 месяцев).

Рассмотренный набор данных уже был разделен на две группы: глиома более высокой степени злокачественности и глиома более низкой степени злокачественности, и были представлены четыре последовательности методов МРТ.

Был использован набор данных "Мультимодальная сегментация опухолей головного мозга 2017", содержащий 163 образца. Автор получил точность в 68,5%.

Мухаммед Тало и др. [4] предложили модель ResNet34 на основе CNN. Для обучения модели автор использовал методы глубокого обучения, такие как увеличение объема данных, определение оптимальной скорости обучения и тонкая настройка.

Предложенная модель позволила провести 5-кратную классификацию, и автор утверждает, что полученная точность составила 100%, когда для классификации использовался набор данных, состоящий из 613 МРТ-изображений. Такие аномалии, как болезнь Альцгеймера, инсульт, болезнь Паркинсона и аутизм, были классифицированы ResNet34.

Вот ранее обученная модель, которая научилась решать аналогичную задачу классификации. Архитектура ResNet34 основана на базе данных ImageNet, которая содержит более миллиона изображений, относящихся к 1000 категориям. В таблице 2 показаны результаты.

Таблица 2 – Подробные сведения о модели ResNet34

Тип слоя	Входная форма	Выходная форма	Параметры
ResNet34	3,128,128	64,64,64	9408

Автор предполагает, что архитектура ResNet34 работает быстрее по сравнению с другими предварительно обученными моделями, такими как VGG и inception. Архитектура ResNet34 очень проста в использовании в различных наборах данных по

сравнению с другими предварительно обученными моделями, такими как inception и VGG.

Хеба Мохсен (Heba Mohsen) и др. [5] предложили классификатор глубоких нейронных сетей, который является одной из архитектур DL для классификации на четыре различных класса. Опухоль головного мозга обычно возникает, когда наблюдается аномальное или неконтролируемое деление клеток головного мозга. Опухоли головного мозга бывают двух типов, а именно злокачественные и доброкачественные. Доброкачественные опухоли не распространяются, в то время как злокачественные опухоли являются злокачественными, поскольку они очень быстро растут с неопределенными границами.

Автор применил концепцию глубокого обучения для классификации опухолей головного мозга с использованием магнитно-резонансных изображений головного мозга и оценки эффективности. Основная цель предлагаемого метода - провести различие между нормальным мозгом и мозгом, пораженным опухолями разных типов. Следующий метод использует набор признаков, выделенных с помощью дискретного вейвлет-преобразования (DWT), для обучения классификатора DNN для классификации опухолей головного мозга. Из различных архитектур глубокого обучения автор предпочел использовать сверточные нейронные сети (CNN), которые могут выполнять множество видов сложных операций с использованием сверточных фильтров. После выделения признаков на полученном векторе признаков выполняется этап классификации с использованием глубокой нейронной сети.

Был рассмотрен набор данных из 66 МРТ головного мозга. Классификация выполнена с помощью DNN, содержащего структуру из 7 скрытых слоев. Автор утверждает, что получил точность 96,97%.

Автор утверждает, что хорошие результаты, которые были получены с помощью DWT, в будущем могут быть использованы в сверточной нейронной сети.

Анхель Круз-Роа и другие [6] предложили подход трансферного обучения для классификации изображений.

При обучении с переносом данных набор данных, содержащий изображения, которые необходимо классифицировать, не используется как таковой. Вместо этого мы используем предварительно обученные модели, которые используются либо как обычные объекты, либо как стратегия инициализации веса для нейронной сети, которая переобучается для другой задачи. AlexNet, Visual Geometry Group

(VGG) и Over feat - самые популярные предварительно обученные модели CNN, которые находятся в открытом доступе и победили в конкурсе ImageNet challenge, который проводится ежегодно, начиная с 2012 года. Набор данных ImageNet содержит миллионы аннотированных изображений, которые распределены по более чем тысяче различных категорий. Медуллобластома - это разновидность злокачественных опухолей головного мозга, она составляет около 25 процентов всех опухолей головного мозга, наблюдаемых у детей. В зависимости от подтипа медуллобластомы, т.е. анапластической или неанапластической, прогнозируемое течение опухоли, как правило, различается, анапластическая опухоль обычно сохраняется дольше.

Это инструмент поддержки принятия решений патологоанатомами, помогающий отличить анапластическую опухоль от неанапластической. Подход, которого придерживается автор, заключается в сравнении двух различных моделей CNN - VGG-CNN и Abc-CNN, которые ранее были обучены работе с двумя различными областями, а именно с естественными и гистопатологическими изображениями. VGG-CNN - это модель CNN, обученная классифицировать естественные изображения по 1000 категориям. Этот CNN содержит около 138 миллионов параметров, распределенных по 16 слоям, из которых 13 слоев являются слоями сверточного объединения, 2 - полностью связанными слоями

и 1 - слоем классификации softmax. IBCa-CNN - это модель CNN, обученная классифицировать гистопатологические изображения между инвазивным и неинвазивным раком молочной железы. IBCa-CNN имеет 3 слоя: один слой сверточного объединения, один полностью связанный слой и один слой классификации softmax. Автор утверждает, что обученная модель VGG-CNN не смогла классифицировать гистопатологические изображения медуллобластомы, тогда как в обученной модели IBCa-CNN средняя точность классификации составила 89,8% при стандартном отклонении 5,6 %.

Методология

В предлагаемой работе будет предпринята попытка разработать полностью автоматизированный инструмент компьютерной диагностики, который будет включать в себя различные методы обработки изображений, чтобы дать точную оценку характеристик опухоли головного мозга, а затем классифицировать их на основе непараметрических параметров с использованием машинного обучения, а также сравнить их с подходом глубокого обучения, определив идеальные гиперпараметры, которые отвечают за классификацию опухоли как доброкачественной или злокачественной, с использованием современных методов.

Общая методология классификации опухолей показана на рис. 2.



Рисунок 2 - Общая методология классификации опухолей

Признаки могут быть извлечены, как это предлагается с помощью некоторых методов, таких как прямой выбор и обратный выбор. Кроме того, некоторые функции, извлеченные с использованием методов машинного и глубокого обучения, можно сравнить с методами трансферного обучения, которые не имеют заранее определенного набора данных для определения типа подхода, который будет использоваться для получения функций.

Выводы

Различные авторы предлагали разные методы извлечения признаков в зависимости от

используемого метода обучения. В этой статье особое внимание уделяется новейшим машинам анализа тенденций и алгоритмам глубокого обучения, позволяющим классифицировать опухоли как доброкачественные или злокачественные. Различные люди получили значительные результаты и точность, полученную только на фиксированных наборах данных. В основном работа, проделанная до сих пор, заключалась в использовании различных алгоритмов машинного обучения только для данных разных размеров и стандартных наборов данных. Таким образом, эту работу можно изучить, используя подход трансферного обучения, и можно провести подробный

сравнительный анализ наборов данных различных размеров, наблюдать за поведением алгоритма и фиксировать их точность.

Таким образом, в предлагаемой работе должна быть предпринята попытка выбрать правильный алгоритм на основе размера набора данных для точной диагностики степени присутствующей опухоли путем применения методов глубокого обучения, оптимально выбирая правильные гиперпараметры, используемые для классификации образца на доброкачественный или доброкачественный. злокачественный.

Однако существуют возможности для проведения исследований по устранению пробелов, выявленных в ходе детального обследования. Подробный сравнительный анализ различных алгоритмов машинного обучения можно провести на конкретном наборе данных для классификации изображений. Также должна быть предпринята попытка масштабировать размер набора данных и применить алгоритм для проверки того, работает ли алгоритм так, как прогнозируется, это считается критическим анализом алгоритма. Предположим, алгоритм не обеспечивает прогнозируемую точность, мы настраиваем параметры, которые привели к снижению точности – это считается оптимизацией алгоритмов.

Литература

1. Ратхи, Г. П. Классификация изображений МРТ мозга с выбором и извлечением признаков с использованием линейного дискриминантного анализа / Г. П. Ратхи, В. П. Палани // IEEE, 2019.
2. Хатами, Токтам, Хамгалам, Мохаммад, Рейхани-Галангаши, Омид, Мирзкучаки, Саттар. Подход машинного обучения к сегментации опухолей мозга с использованием адаптивного алгоритма случайного леса // IEEE, 2019.
3. Чато, Лина, Латифи, Шахрам, Чато, Лина Саид. Методы машинного обучения и глубокого обучения для прогнозирования общей выживаемости пациентов с опухолями мозга с использованием МРТ // IEEE, 2017.
4. Тало, Мухаммед, Балоглу, Улас Баран, Йилдирим, Озал, Ачарья, У Раджендра. Применение глубокого трансферного обучения для автоматической классификации аномалий мозга с использованием МРТ // IEEE, 2017.
5. Мохсен, Хеба, Эль-Дахшан, Эль-Саид А., Эль-Хорбати, Эль-Саид М., Салем, Абдель-Баде. Классификация с использованием нейронных сетей глубокого обучения для опухолей мозга // IEEE, 2017.
6. Круз-Роа, Анхель, Аревало, Джон, Джаджинс, Александр, Мадабхуши, Анант, Гонсалес, Фабио. Метод дифференциации опухолей медуллобластомы на основе сверточных нейронных сетей и трансферного обучения // IEEE, 2016.
7. Сапра, Панкадж, Сингх, Рупиндерпал, Кхурана, Шивани. Обнаружение опухоли мозга с использованием нейронной сети // Международный журнал науки и современной инженерии, IJISME, ISSN: 2319-6386, Том. 1, Вып. 9, Август 2013.
8. Госвами, С. Сучита, Бхайя, Лалит Кумар П. Обнаружение опухоли мозга с использованием нейронной сети на основе неуправляемого обучения // IEEE Международная конференция по системам связи и технологиям сетей, 2013.
9. Раджешвари, С., Шри Шармила, Т. Эффективный анализ качества изображений МРТ с использованием методов предварительной обработки // IEEE Конференция по информационным и коммуникационным технологиям, ICT 2013.
10. Джордж, Е. Бен, Карнан, М. Улучшение изображений МРТ мозга с использованием методов фильтрации // Международный журнал компьютерных наук и инженерных технологий, IJCSSET, 2012.
11. Амин, Сафаа Э., Магид, М.А. Системы диагностики опухоли мозга на основе искусственных нейронных сетей и сегментации с использованием МРТ // IEEE Международная конференция по информатике и системам, INFOS 2012.
12. Натарааян П., Кришнан Н., Кенкре Наташа Сандип, Нэнси Шрайя, Сингх Бхуванеш Пратап. Обнаружение опухолей с использованием пороговой операции в МРТ изображениях мозга // IEEE Международная конференция по вычислительному интеллекту и исследованию вычислений, 2012.
13. Бауэр Стефан, Нольте Лутц-П., Рейес Маурисио. Полностью автоматическая сегментация изображений опухолей мозга с использованием классификации методом опорных векторов в сочетании с иерархическим.
14. Джоши Дипали М., Рана Н. К., Мисра В. М. Классификация рака мозга с использованием искусственной нейронной сети // IEEE Международная конференция по электронным компьютерным технологиям, ICEST, 2010.
15. Кляйн Арно и др. Оценка 14 нелинейных алгоритмов деформации, применяемых к регистрации МРТ изображений человеческого мозга // Neuro Image IEEE Журналы и журналы, Elsevier Journal, 2009. - Том 46, вып. 3, июль, С. 786-802.

Бондаренко В.В., Рычка О.В. Исследование алгоритмов машинного обучения и глубокого обучения для обнаружения опухолей в мозге человека. Современные медицинские исследования в области визуализации сталкиваются с проблемой обнаружения опухолей головного мозга с помощью магнитно-резонансной томографии (МРТ). Опухоль головного мозга представляет собой аномальную массу ткани, в которой некоторые клетки растут и размножаются бесконтрольно, по-видимому, не регулируясь механизмами, контролирующими нормальные клетки. Существует три типа опухолей, которые обычно наблюдаются, а именно: доброкачественные, предраковые и злокачественные. Многие контролируемые и неконтролируемые алгоритмы классификации используются для определения опухоли как доброкачественной или злокачественной. Обычно более легкие наборы данных используются для классификации изображений в прикладной области, тогда как в медицинской области используются сравнительно более крупные и тяжелые наборы данных. Многие параметры, выбранные во время обучения, играют очень важную роль в измерении производительности и точности системы. Таким образом, была предпринята попытка наглядно показать, как точность алгоритма варьируется в зависимости от параметров, выбранных для обнаружения опухоли головного мозга человека по МРТ-изображению.

Ключевые слова: CNN, трансферное обучение, медицинская визуализация, глиома, классификация изображений, машинное обучение, глубокое обучение

Bondarenko V.V., Rychka O.V. Research on machine and deep learning algorithms for detecting tumors in the human brain. Modern medical imaging research faces the challenge of identifying brain tumors using magnetic resonance imaging (MRI). A brain tumor is an abnormal mass of tissue in which some cells multiply uncontrollably, apparently unregulated by the mechanisms that control normal cells. There are three types of tumors that are commonly observed, namely: benign, precancerous and malignant. Many supervised and unsupervised methods are classified to determine a tumor as benign or malignant. Generally, lighter weight datasets are used for image classification in the application domain, while heavier and heavier datasets are used in the medical domain. Many parameters selected during training play a critical role in the performance and accuracy of the systems. Thus, an attempt was made to visualize how the accuracy of the algorithm increases depending on the parameters chosen to detect the human brain in an MRI image.

Keywords: CNN, Transfer Learning, Medical Imaging, Glioma, Image Classification, Machine Learning, Deep Learning.

Статья поступила в редакцию 28.05.2024
Рекомендована к публикации профессором Федяевым О. И.