

«М.А. Гендельманның 110 жылдығына арналған «Сейфуллин оқулары – 19» халықаралық ғылыми-практикалық конференциясының материалдары = Материалы международной научно-практической конференции «Сейфуллинские чтения – 19», посвященной 110 - летию М.А. Гендельмана» - 2023.- Т.І, Ч.ІІІ.- С. 157-160.

УДК 004.048

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ МРТ

*Кольбай А., магистрант 1 курса
НАО «Казахский агротехнический исследовательский университет имени С. Сейфуллина», г. Астана.*

Данное исследование посвящено проблеме процессов распознавания данных МРТ с целью программной реализации глубоких нейронных сетей для обработки данных МРТ. Разработанный инструмент будет основан на использовании методов математического моделирования и алгоритмов, которые позволяют сократить затрачиваемое время и повысить эффективность.

Магнитно-резонансная томография (МРТ) на сегодняшний день является одним из мощнейших инструментов при проведении биомедицинских исследований. Магнитно-резонансная томография – безболезненный неинвазивный метод, который позволяет врачам диагностировать болезни головного мозга, сердца, суставов, мягких тканей, внутренних органов. Когда пациент находится в сканере, с помощью аппарата поэтапно снимается некоторое количество первичных, «сырых» данных. Это продолжительный процесс, именно он занимает большую часть исследования. Далее следует процедура восстановления изображения. В результате врач получает снимок, который он может интерпретировать и использовать для постановки диагноза [1].

Анализ МРТ-снимков позволяет получить информацию о состоянии внутренних органов и тканей, отследить динамику патологических процессов, что дает возможность спланировать стратегию лечения или будущих научных экспериментов.

Изображение в МРТ формируется посредством постепенного сбора данных в виде слоев, напоминающих линии [2]. Чем больше таких «линий» снимает аппарат, тем выше качество визуализации на финальном изображении. С помощью машинного обучения можно создать алгоритм, позволяющий получать необходимое качество снимка с использованием меньшего количества «линий». Формирование каждой «линии» занимает достаточно много времени, поэтому такие преобразования позволяют значительно сократить продолжительность всей процедуры.

Как происходит машинное обучение для медицинской реконструкции изображения: на первом этапе необходимо сформировать набор данных, достаточно полно представляющий всё многообразие анатомических особенностей пациентов и вариантов проведения исследований. Исходный набор со-

держит сырые данные, называемые k-пространство, собранные в ходе стандартных исследований пациентов, то есть при нормальной скорости их проведения. После этого, эмитируется процесс ускоренного сбора данных, в ходе которого некоторые «линии» удаляются. Такой подход позволяет получать реалистичные данные в достаточном объеме без использования дополнительных ручных усилий [3].

На следующем шаге из k-пространства могут быть получены изображения. Из полностью собранных сырых данных изображения получаются в хорошем качестве, в то время как изображения, восстановленные из частично собранных данных, содержат характерные артефакты в виде концентрических колец по всему изображению.

В ходе процесса изменения параметров модели, который по-другому называется обучением, качество реконструкции постепенно увеличивается. Наблюдая за изменением метрик качества восстановления изображений и визуально оценивая эффективность работы модели, исследователь корректирует алгоритм путем изменения его компонентов, процесса обучения и вида подаваемых на вход данных.

Автоматизация процесса сегментации областей интереса позволит ускорить изучение данных МРТ и улучшить качество анализа за счет вычисления различных информативных параметров (объем, расположение, динамика). Популярным методом сегментации являются искусственные нейронные сети (ИНС). В настоящей работе будет сделан упор на анализ и применение нейронных сетей специальной архитектуры, включая сверточные (СНС), глубокие (ГНС), клеточные (КНС), которые оказались наиболее эффективными в задачах обработки изображений и распознавания образов.

Искусственные нейронные сети (ИНС) представляют собой сложные структуры, содержащие взаимосвязанные адаптивные элементы, известные как искусственные нейроны, которые могут выполнять большие вычисления для представления знаний. Они обладают всеми фундаментальными качествами биологической нейронной системы, включая способность к обучению, устойчивость, нелинейность, высокий параллелизм, отказоустойчивость, способность обрабатывать неточную и нечеткую информацию и способность к обобщению [4].

Основные характеристики:

- нелинейность (придает лучшее соответствие данным);
- высокий параллелизм (способствует быстрой обработке и отказоустойчивости оборудования);
- обобщение (позволяет применять модель к необученным данным);
- нечувствительность к шуму (позволяет хорошо предсказывать даже неопределенные данные и ошибки измерений);
- обучение и адаптивность (позволяют модели обновлять свою внутреннюю архитектуру в соответствии с меняющейся средой).

Также в задачах по обработке изображений наиболее часто используются сверточные нейронные сети (CNN). Основными задачами по распознаванию изображений считают:

- классификацию (определение объекта к классу);
- обнаружение (выделение объекта рамкой);
- сегментацию (попиксельная классификация объекта).

Сверточная нейронная сеть состоит из слоев: сверточных; объединения или подвыборки; полносвязных слоев.

Сверточные слои – это основной блок нейронной сети [5]. Именно в этих слоях производится большинство вычислений. Свертка производится с помощью детектора признаков, который также называют ядром или фильтром. Он перемещается по всему изображению, проверяя присутствие признаков в каждой его области (рис. 1). Вычисленные в каждой области точечные произведения между входными пикселями и фильтром подаются в выходной массив. Конечный вывод из серии точечных продуктов из входного сигнала и фильтра известен как карта объектов или карта активации.

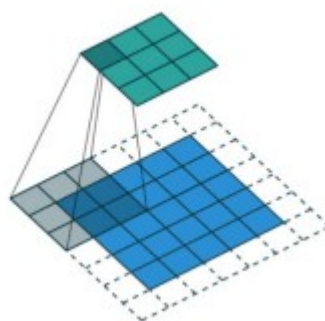


Рисунок 1 - Свертка изображения

Используется набор данных из снимков МРТ, собранных из нескольких открытых источников. Данные содержат два класса изображений: с опухолью и без (рис. 2).

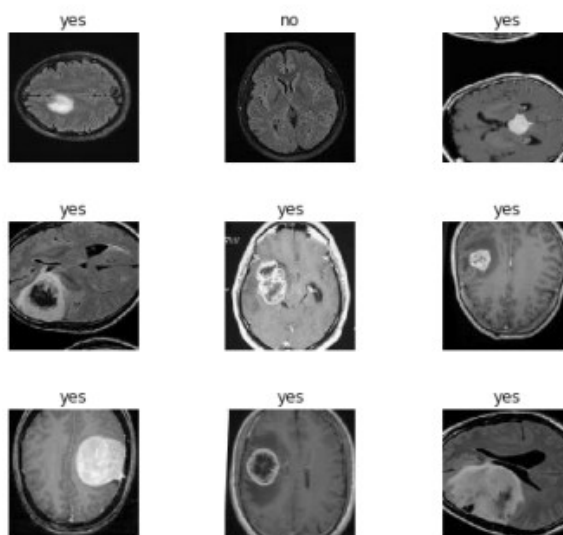


Рисунок 2 - Набор данных из снимков МРТ

Весь набор данных разделен на две части: обучающий и тестовый. Каждый набор состоит как из изображений с опухолью, так и без опухоли.

Все 100% данных делятся следующим образом: 80% от общего набора данных выделяется для обучения модели, а оставшиеся 20% - для тестирования.

В ходе исследования нами были изучены мировые практики по применению глубоких нейронных сетей для обработки данных МРТ. В дальнейшем применение нейронных сетей показывает свою целесообразность в использовании для программного обеспечения, которое будет быстро и точно обрабатывать огромные массивы данных, и машин, способных видеть и делать то, с чем не справляется человек. Проводимые исследования с применением нейронной сети говорят о перспективности данного направления и еще многих ее неизученных возможностях.

Список использованной литературы

1 Введение в глубинное обучение //Библиотека программиста: [сайт]. – 2017. – URL: <https://proglib.io/p/intro-to-deep-learning> (Дата обращения: 04.02.2023).

2 Рокатанский М. Глубокое обучение (Deep Learning): обзор [Электронный ресурс]: Хабр. – URL: <https://habr.com/ru/users/MaxRokatansky/> (дата обращения: 13.02.2023).

3 Kadry A. Automatic liver segmentation in computed tomography scans using deep semantic segmentation / Kadry A., Lamia N. //Bulletin of Electrical Engineering and Informatics. 2023. - Vol.12 (1). – P. 250-256

4 Краснянская А. Нейросеть научилась определять возраст мозга по МРТ [Электронный ресурс]: Хабр. – URL: <https://habr.com/post/372973/> (дата обращения: 13.02.2023).

5 Сверточная нейронная сеть [Электронный ресурс]: Свободная энциклопедия. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Свёрточная_нейронная_сеть (дата обращения: 03.02.2023).