

УДК 004.89

АНАЛИЗ ОПУХОЛЕЙ ГОЛОВНОГО МОЗГА ПО ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯМ МРТ СНИМКОВ

Милантьев С.А. (Университет ИТМО), Загальский Е.В. (Университет ИТМО)

Научный руководитель – д.т.н., профессор Бессмертный И.А.
(Университет ИТМО)

В данной работе описывается подход для анализа опухолей головного мозга в рамках задачи бинарной классификации. Подход оценивается в первую очередь с помощью *ROC*-кривой и *accuracy* на тестовом датасете. На основании данного исследования было выдвинуто предложение об улучшении общего качества моделей путем использования ансамблирования 2d и 3d-модификаций сверточных нейронных сетей.

Введение. Злокачественная опухоль головного мозга является опасным заболеванием. Глиобластома – наиболее распространенный и тяжело предсказуемый вид рака головного мозга. Пациенты со злокачественными опухолями по медиане имеют выживаемость менее года. К тому же, для анализа опухолей необходимо хирургическое вмешательство для взятия тканей. Кроме того, лабораторный анализ тканей может проходить до нескольких недель, что является критическим для пациента. Улучшение методологии классификации опухолей головного мозга при помощи методов машинного обучения является приоритетной задачей, позволяет улучшить и ускорить процесс построения индивидуальной стратегии лечения. В исследовании использовались последовательности данных мультипараметрического МРТ. В качестве классификационной модели применялся ансамбль свёрточных нейронных сетей семейства *EfficientNet-B0*.

Основная часть. При проведении экспериментов использовался официальный датасет *RSNA-MICCAI*, где эксперты из ведущих клиник по всему миру провели разметку данных. Данные представляют из себя последовательности мультипараметрического МРТ: *FLAIR*, *T1w*, *T2w*, *T1Gd*. *FLAIR* – очень устойчивая к жидкостям последовательность “инверсия-восстановление” с ослабленным сигналом от жидкости за счет большего времени повторения, позволяющая лучше выявлять низкоконтрастные поражения. *T1w* и *T1Gd* позволяют оценить поражение с использованием коротких временных интервалов с повышенной контрастностью и яркостью, жидкость практически не фильтруется и отображена в виде черных пятен. *T2w* является промежуточным типом по контрасту, жидкость практически незаметна в сравнении с *T1*-последовательностями.

Данные играют ключевую роль в обучении глубоких нейронных сетей, однако в датасете имеется недостаточное их количество для успешного обобщения ключевого сигнала свёрточными нейронными сетями. Для решения проблемы применялась расширенная стратегия аугментации данных, являющаяся ключевой в повышении качества работы модели. Перед аугментацией каждое изображение масштабировалось до 256x256 пикселей методом *RAD*. При аугментации данных применялась стратегия случайных преобразований, где каждое из них выполнялось с вероятностью 0.5. Ниже представлены параметры применяемых преобразований:

- Вращение от -45° до 45° ;
- Сдвиг;
- Переворот по горизонтали и/или вертикали;
- Поворот на 90° ;
- Масштабирование от 1.0 (исходное масштабирование) до 1.12;
- Изменение яркости и контрастности не более, чем на 10% относительно оригинала;
- Не более одного квадратного выреза (англ. *cutout*) размером 16×16 ;
- Размытие или Гауссовский шум с вероятностью 15%.

Эксперименты проводились с предобученными *state-of-the-art* моделями глубокого обучения для задачи классификации медицинских изображений. Наилучшие результаты показала модель *EfficientNet-B0*. Ансамбль моделей был реализован с использованием фреймворка *PyTorch*. В обучении каждой модели применялась стратифицированная кросс-валидация (5 фолдов). В качестве оптимизатора был выбран *Adam*. Каждая модель создает по 10 прогнозов для центральных проекций каждой МРТ-последовательности, возвращая при этом усредненный результат. Последовательности *FLAIR* имели наиболее значимый вес в результирующем прогнозе. Самые результативные модели получились на последовательностях *FLAIR* и *T2w*.

Отбор проходил в первую очередь по метрике чувствительности, которая является ключевой метрикой для медицинских исследований. Прогноз ансамбля строился из усредненного прогноза по всем моделям. Учитывая сложные и немногочисленные данные, результаты ансамбля моделей оказались достаточно неплохими (до 80% *accuracy*), однако на приватном датасете данный подход плохо обобщал данные. Таким образом, было сформулировано предположение, что анализ всей последовательности МРТ-снимков и комбинирование в ансамбле 2d и 3d-модификаций сверточных нейронных сетей может сильно улучшить общее качество модели и увеличить ее устойчивость к шумам.

Выводы. По результатам исследования на тестовом датасете *accuracy* 67.93% (на приватном датасете Kaggle 57.96%) и 77.92% по *ROC*-кривой. В разрезе типов МРТ-последовательностей получились следующие результаты: $accuracy_{flair} = 68.14\%$, $accuracy_{t2w} = 72.79\%$, $accuracy_{t1gd} = 66.17\%$, $accuracy_{t1w} = 64.62\%$, $ROC_{flair} = 72.69\%$, $ROC_{t2w} = 77.92\%$, $ROC_{t1gd} = 68.21\%$, $ROC_{t1w} = 68.23\%$. Полученные результаты говорят о сложности обработки таких данных. Дальнейшим вектором развития исследования является комбинирование 2d и 3d-модификаций сверточных нейронных сетей. Планируемое внедрение улучшит устойчивость ансамбля к шумам и позволит значительно улучшить точность прогнозирования.

Милантьев С.А. (автор)

Подпись

Загальский Е.В. (автор)

Подпись

Бессмертный И.А. (научный руководитель)

Подпись