

Мультиклассовая классификация изображений магнитно-резонансной томографии головного мозга

Ю.Д. Агафонова¹, А.В. Гайдель^{1,2}, А.В. Капишников³, Е.Н. Суровцев³

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

²Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

³Самарский государственный медицинский университет, Чапаевская, 89, Самара, Россия, 443099

Аннотация

Новообразования в головном мозге считаются одними из агрессивных заболеваний среди детей и взрослых. Для обнаружения новообразований, как правило, используют магнитно-резонансную томографию. В данной работе рассмотрен подход мультиклассовой классификации томограмм головного мозга с помощью методов машинного обучения. Было произведено сравнение нескольких архитектур сверточных нейронных сетей, в том числе и модификация архитектуры сети AlexNet. Набор данных состоял из томограмм головного мозга, по которым было поставлено четыре типа заключений, а именно: без патологий, опухоль глиома, опухоль менингиома и опухоль гипофиза. Наилучший результат мультиклассовой классификации составил 85%, тот есть 85% томограмм было классифицировано правильно.

Ключевые слова

Классификация, МРТ, сверточная нейронная сеть, новообразования головного мозга

1. Введение

В результате сканирования создается огромное количество изображений. Эти изображения исследует радиолог. Ручное обследование может быть подвержено ошибкам из-за сложности опухолей головного мозга, их свойств, недостаточной классификации врача или невнимательностью. Применение методов автоматической классификации [1] с использованием машинного обучения (ML) и искусственного интеллекта может обеспечить поддержку принятия решения, за счет чего точность постановки диагноза становится выше. Кроме того, с помощью автоматической классификации появляется возможность в ускорении процесса обработки томограмм, это не только снижает нагрузку на врачей, но и положительно сказывается на их внимательности и трудоспособности.

Алгоритм для решения бинарной классификации представлен в [2]. Однако бинарная классификация является одним из этапов постановки диагноза. На практике не достаточно просто указать, что на произвольной томограмме присутствует новообразование. Аналогично и в [3], где приводится алгоритм для детекции новообразований, необходимо понимать, что за объект детектируется, понимая, что это новообразование, недостаточно.

2. Исследование эффективности алгоритма классификации, основанного на сверточной нейронной сети

В работе было произведено исследование качества работы сверточных нейронных сетей для задач мультиклассовой классификации томограмм головного мозга. Выборка состояла из томограмм четырех классов, общей численностью 3264 томограммы, из них 926 томограмм с глиомой головного мозга, 937 томограмм с глиомой головного мозга, 500 томограмм без

патологий головного мозга и 901 томограмм с опухолью гипофиза головного мозга. Чтобы показать эффективность приведенного метода, в данном исследовании была использована следующая оценка качества – достоверность:

$$J_A = \frac{|\{\Phi(\omega) = \Psi(\omega) \mid \omega \in \Omega\}|}{|\Omega|}, \quad (1)$$

где Ω – это множество изображений из контрольной выборки, $\Phi(\omega)$ – класс изображения ω , $\Psi(\omega)$ – это класс, к которому изображение ω отнёс построенный классификатор, а обозначение $|A|$ означает количество элементов в некотором конечном множестве A .

Нейронная сеть №1 представляла из себя сверточную нейронную сеть с пятью слоями свертки, четырьмя слоями пулинга и с двумя полносвязными слоями. Максимальное значение фильтра у слоя свертки составило 256, а изменялось в интервале с 64 до 256.

Нейронная сеть №2 представляла из себя сверточную нейронную сеть с архитектурой, подобной архитектуре AlexNet. Сеть состояла также из пяти слоев свертки, трех слоев пулинга и четырех полносвязных слоев. Максимальное значение фильтра у слоя свертки составило 384, а изменялось в интервале с 32 до 384. В таблице 1 можно увидеть результаты экспериментов по сравнению качества работы сверточных нейронных сетей №1 и №2. Как видно из таблицы, сеть №1 с наименьшим числом слоев справляется с задачей мультиклассовой классификации томограмм головного мозга лучше.

Таблица 1

Результаты исследования работы классификатора

Сверточная сеть	Значение достоверности классификации	
	J	Ошибка
Сеть №1	0.85	0.15
Сеть №2	0.82	0.18

3. Заключение

Сеть №1 более легковесная, за счет меньшего числа полносвязных слоев и числа фильтров у сверточных слоев. Кроме того, сеть №1 обучается в несколько раз быстрее, чем сеть №2. Но при этом сеть №1 показывает наилучший результат во время исследования за счет количества слоев пулинга.

4. Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 19-29-01235 мк.

5. Литература

- [1] Krizhevsky, A. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton // Communications of the ACM. – 2017. – Vol. 60(6). – P. 84-90.
- [2] Agafonova, J.D. Localization of the area of pathological changes in the images of brain MRIs / J.D. Agafonova, A.V. Gaidel // Advanced Information Technology (AIT). – 2019. – P. 362-365.
- [3] Agafonova, Yu.D. Efficiency of machine learning algorithms and convolutional neural network for detection of pathological changes in MR images of the brain / Yu.D. Agafonova, A.V. Gaidel, P.M. Zelter, A.V. Kapishnikov // Computer Optics. – 2020. – Vol. 44(2). – P. 266-273. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-671.