



ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Ю.Д. Агафонова, Е.Н. Суровцев, А.В. Капишников

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ЛОКАЛИЗАЦИЯ МЕНИНГИОМ НА МАГНИТНО-РЕЗОНАНСНЫХ ТОМОГРАММАХ ГОЛОВНОГО МОЗГА С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

(Самарский университет, ФГБОУ ВО СамГМУ Минздрава России)

В данной работе описывается алгоритм для решения задачи по автоматизированной локализации менингиом на снимках МРТ головного мозга с помощью методов глубокого обучения, как показано в [1], а именно, с использованием сверточных нейронных сетей. Решение данной задачи разбивается на три части, это предобработка изображений, в связи с различным количеством отчетов на каждом изображении в выборке, создание оптимальной архитектуры сверточной нейронной сети и анализ полученных результатов для различных режимов сканирования.

При проведении магнитно-резонансной томографии делается несколько снимков в различных режимах сканирования для одного и того же пациента. Какие-то режимы используют в зависимости от случая, какие-то используют всегда в обязательном порядке. Поэтому при решении задачи сегментации и детектирования менингиом было произведено исследование по определению оптимального режима сканирования. Выявление оптимального режима сканирования является важным этапом для дальнейшего анализа подобных медицинских изображений.

Предобработка изображений включала в себя приведение изображений к единому формату и размеру, так как при различных размерах мы можем получить отличные от действительности показатели точности. Примеры входных данных можно увидеть на рис.1 (а, б). Примеры выходных данных на рис. 2 (а, б). Всего выборка состояла из 227 исходных изображений и 227 изображений, размеченных вручную. Выборка была составлена по результатам обследования двадцати пациентов до лечения и во время лечения.

Далее, для работы с изображениями была использована сверточная нейронная сеть[2]. Архитектура нейронной сети показана на рис.3. Данная нейронная сеть состояла из одиннадцати сверточных нейронных слоев. Значения ядер свертки варьировались от трех до девяти отсчетов, значение фильтров от 32 до 256 отсчетов.

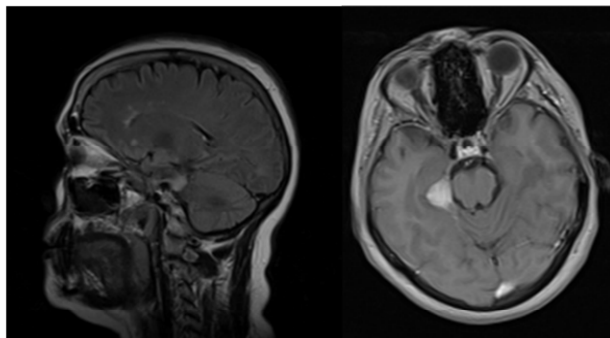


Рис. 1. Примеры входных данных для пациента а (слева) и пациента б (справа)

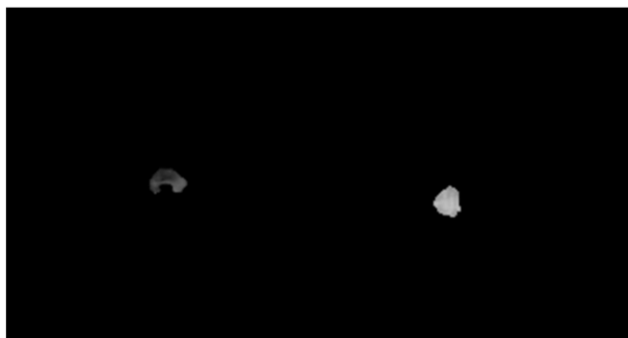


Рис. 2. Примеры выходных данных для пациента а (слева) и пациента б (справа)

В данной научно-исследовательской работе мы использовали функцию активации ReLU[2]:

$$f_{ReLU}(x) = \max(x, 0)$$

Выборка для обучения составляла около 75% от основной выборки, оставшаяся часть изображений попала в контрольную выборку.

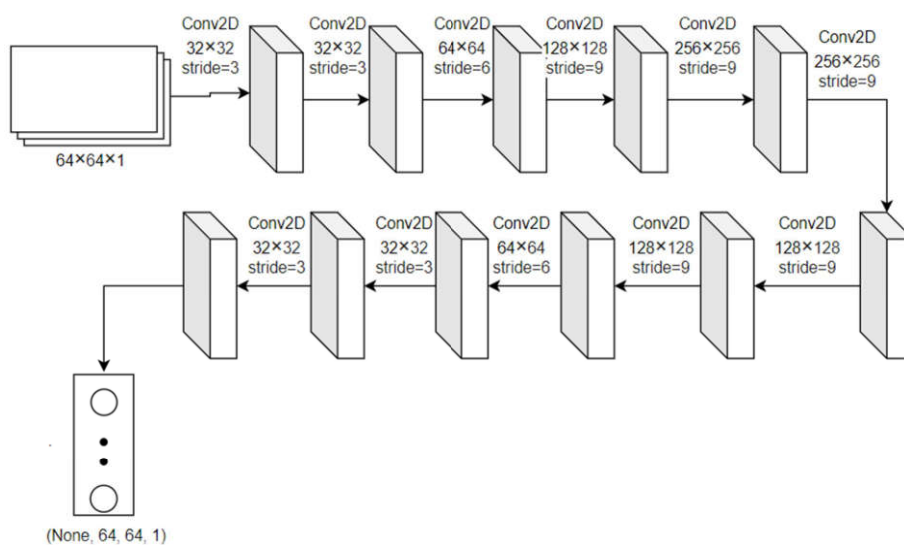


Рис. 3. Схема архитектуры использованной сверточной нейронной сети



В результате исследование производилось по пяти режимам сканирования. Мы работали с: режимом С - 55 снимков из всей выборки, имеются для каждого пациента; режимом D - 21 снимок из всей выборки, имеются не для каждого пациента; режимом F - 45 снимков из всей выборки, имеются не для каждого пациента; режимом T1 - 52 снимок из всей выборки, имеются для каждого пациента; режимом T2 - 52 снимок из всей выборки, имеются для каждого пациента. Полученные результаты научно – исследовательской работы приведены в таблице 1. Также на рис.4 можно увидеть график ROC – кривой [3]. Площадь и кривизна данного графика также является важным показателем для оценки работы алгоритма.

Таблица 1 – Сопоставление метрик и режимов сканирования

режимы \ метрики	С	D	F	T1	T2
Accuracy	0.93941	0.99027	0.94539	0.89894	0.84305
Specificity	0.94138	0.99439	0.94939	0.90094	0.84380

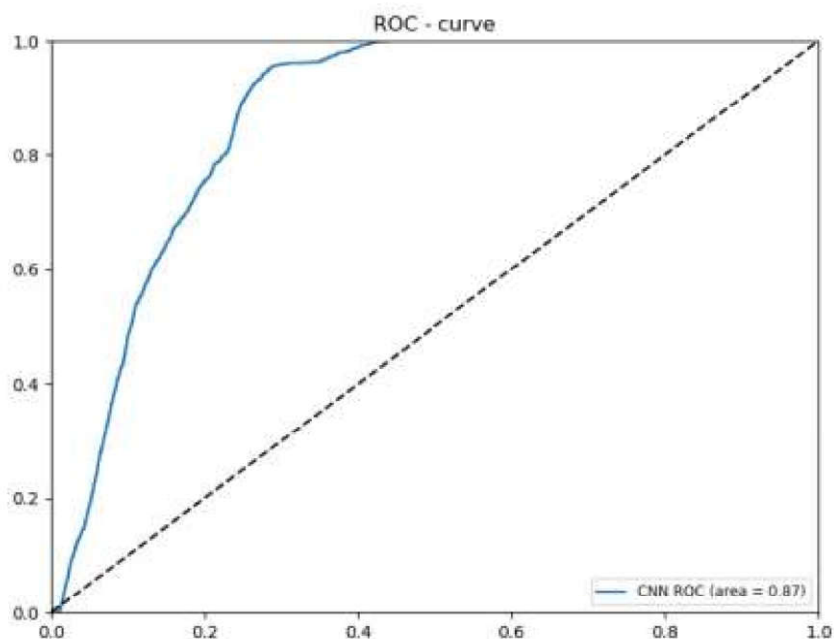


Рис. 4. График ROC-кривой для режима сканирования D

Как можно увидеть по таблице 1, приведенный алгоритм лучше всего справляется с режимом сканирования D. Достоверность определения пикселей составляет около 99%, это означает, что 99% пикселей при сегментации определяется верно. Площадь под графиком на рис.4 также достаточно высока для режима сканирования D и составляет 0.87.



Литература

- 1 Агафонова Ю.Д. Локализация области патологических изменений на изображениях МРТ головного мозга / Ю.Д. Агафонова, А.В. Гайдель // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2019). – Самара, 2019. – С. 362-365.
- 2 He, K. Convolutional neural networks at constrained time cost / K. He, J. Sun // The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2015. – P. 5353-5360.
- 3 Davis J., Goadrich M.. The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves, ICML 2006 Gaidel, A. Method of automatic ROI selection on lung CT images / A. Gaidel // Procedia Engineering. – 2017. – Vol. 201. – P. 258-264.

Г.А. Альгашев, О.П. Солдатова

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПОДСЧЁТА КОЛИЧЕСТВА ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ С ПОМОЩЬЮ СВЁРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

(Самарский университет)

Задача подсчёта объектов на изображении является одной из задач систем компьютерного зрения. Её суть состоит в определении или предсказывании количества однотипных объектов на изображении. Эта задача часто встречается в самых различных сферах, начиная от промышленности, заканчивая медициной.

Оценка количества объектов на изображении можно отнести к задачам обработки изображений. Сейчас большой популярностью обладают методы обработки изображений с помощью свёрточных нейронных сетей. Изначально с помощью них решали задачу классификации изображений, но сейчас свёрточные модели применяют и для решения задачи регрессии.

Свёрточная нейронная сеть — специальная архитектура искусственных нейронных сетей, предложенная Яном Лекуном в 1988 году и нацеленная на эффективное распознавание образов, входит в состав технологий глубокого обучения [1]. Сеть использует некоторые особенности зрительной коры, в которой были открыты так называемые простые клетки, реагирующие на прямые линии под разными углами, и сложные клетки, реакция которых связана с активацией определённого набора простых клеток. Таким образом, идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных слоёв и слоёв подвыборки. Структура сети — однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки. Функция активации нейронов (передаточная функция) — любая, по выбору исследователя.

Название архитектуры сеть получила из-за наличия операции свёртки, суть которой в том, что каждый фрагмент изображения умножается на матрицу