**Сегментация лёгких и лёгочных патологий алгоритмами глубокого обучения в МРТ исследованиях малых лабораторных животных**

***Таран Т.В.1, Павлова О.С.1,2***, ***Гуляев М.В.2***

*студент, научный сотрудник, старший научный сотрудник*

*1 Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова,*

*физический факультет, Москва, Россия*

*2 Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова,*

*факультет фундаментальной медицины, Москва, Россия*

*E–mail:* [tarantimofey@mail.ru](mailto:tarantimofey@mail.ru)

В последнее время в медицине всё активнее стали применяться нейронные сети для диагностики заболеваний [1]. Это представляется весьма актуальным для томографических методов диагностики, в частности, магнитно-резонансной томографии (МРТ). Для сегментации тех или иных областей, нейронные сети сначала «обучают» на большом количестве МРТ изображений, полученных на нескольких испытуемых. Для этого необходимы маски исследуемых областей, которые создаются вручную или с использованием инструментов графики («порог контраста»). После обучения нейронные сети могут самостоятельно проводить сегментацию на любых новых данных. Такой подход применяется для диагностики патологий, например, в головном мозге или брюшной полости [2-3].

Интересным представляется применение нейронных сетей для диагностики лёгких методами МРТ, поскольку в МРТ не используется ионизирующее излучение в отличие от других методов томографии, например, КТ и ПЭТ. Однако МРТ изображения лёгких имеют плохую контрастность окружающих тканей, а такие патологии как фиброз или отек лёгких обычно наблюдаются вблизи границ лёгких, из-за чего становится проблематичным отличить, где заканчивается патологическая лёгочная ткань и начинаются нормальные ткани. Сложность в дифференциации также характерна для сосудов и патологий в лёгких (например, метастазов). В этом отношении автоматический поиск патологий в лёгких с использованием нейронных сетей может оказаться более эффективным, чем диагностика даже опытным рентгенологом. Более того, автоматическая сегментация для количественной оценки происходит намного быстрее, чем ручная.

Среди подобных нейронных сетей наиболее известной является сеть U-Net [4]. Она разрабатывалась специально для задач сегментации медицинских изображений и уже является неким стандартом в области глубокого обучения.

В данной работе мы разработали метод автоматической сегментации лёгких и областей фиброза в лёгких малых лабораторных животных, основанный на нейронной сети U-Net 3+ [5]. МРТ изображения лёгких получали на 7 Тл МР томографе Bruker BioSpec 70/30 USR с применением объёмной радиочастотной (РЧ) катушки внутреннего диаметра 72 мм. В качестве импульсной последовательности (ИП) применяли ИП 3D UTE со следующими параметрами сканирования: область сканирования = 7 × 7 × 7 см3, матрица = 152 × 152 × 152, полоса пропускания частот = 100 кГц, TE = 14 мкс, TR = 8 мс, угол отклонения = 5°, количество накоплений = 1, общее время сбора данных составило ~10 мин.

В качестве лабораторных животных использовали крыс Wistar весом 300-350 г. Животные были разделены на две группы, одна из которых состояла из 10 интактных, а другая – из 20 животных с фиброзом лёгких. Фиброз инициировали интратрахеальным введением блеомицина в количестве 450 мкл на 300 г массы (5 мг на 1 мл). МРТ исследования проводили через 30 дней после данной манипуляции.

Исследования выполнены при поддержке гранта РНФ № 21-75-10038 и и в рамках Программы развития Междисциплинарных научно-образовательных школ Московского университета «Фотонные и квантовые технологии. Цифровая медицина».

**Литература**

1. Lundervold AS, Lundervold A. An overview of deep learning in medical imaging focusing on MRI. Z Med Phys. 2019; 29(2):102-127.
2. Bernal J, Kushibar K, Asfaw DS, Valverde S, Oliver A, Martí R, Lladó X. Deep convolutional neural networks for brain image analysis on magnetic resonance imaging: a review. Artif Intell Med. 2019; 95:64-81.
3. Rickmann AM, Senapati J, Kovalenko O, Peters A, Bamberg F, Wachinger C. AbdomenNet: deep neural network for abdominal organ segmentation in epidemiologic imaging studies. BMC Med Imaging. 2022; 22(1):168.
4. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015.
5. Yin XX, Sun L, Fu Y, Lu R, Zhang Y. U-Net-Based Medical Image Segmentation. J Healthc Eng. 2022; 2022:4189781.