

# ОБЗОР МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

*Е.О. Шубкин, аспирант, гр. А0-39  
Томский политехнический университет  
E-mail: eos5@tpu.ru*

## **Введение**

В настоящее время в медицине происходит активное развитие направления обработки цифровых изображений. Одной из задач этого направления является распознавание отдельных элементов на изображении – сегментация. Однако многие существующие методы не являются подходящими, когда стоит вопрос об анализе биомедицинских изображений.

Целью данной статьи является сравнительный обзор методов анализа медицинских изображений и инструментов для их анализа.

## **Методы сегментации**

Один из важнейших этапов анализа медицинских изображений – сегментация. С использованием сегментации изображений можно проводить количественный анализ формы, размеров и объема органов. Задача сегментации состоит в поиске групп пикселей, которые определяют контуры или отдельный объект. В данной статье рассмотрены следующие группы методов: структурные, стохастические и смешанные.

Структурные методы используют информацию о структуре сегментируемого объекта (его области). К данной группе методов относятся граничные методы и алгоритмы поиска графов. Преимущество данных методов заключается в способности сегментировать отдельный объект (орган) или интересную для анализа область. Однако данные методы не могут быть полностью автоматизированы и требуют высокого разрешения исходных изображений – что напрямую связано с точностью сегментации.

Стохастические методы основаны на статистическом анализе изображений. К ним относятся такие методы как кластерный анализ и классификация. В отличие от структурных методов стохастические методы могут быть автоматизированы, однако у них могут возникнуть сложности при анализе отдельной области.

Смешанные (или гибридные) методы включают в себя характеристики и структурных и стохастических методов. К данной группе объектов относятся методы, основанные на атласах, а также сверточные нейронные сети [1]. Преимуществом использования сверточных сетей по сравнению с другими методами является наиболее точные результаты на слабо размеченных данных, что является одной из самых важных проблем анализа изображений.

В настоящее время именно полносверточные нейронные сети дают наилучший результат в процессе сегментации медицинских изображений.

## **Сверточные нейронные сети**

Использование сверточных нейронных сетей позволяет улучшить точность результатов на слабо размеченных данных. В задачах сегментации изображений используются именно полносверточные нейронные сети, так как они в результате работы выдают полное сегментированное изображение, аналогичное по размеру с входным изображением. Это связано с тем что простые сверточные сети могут использоваться только для классификации изображения или локализации объекта.

U-Net – является одной из самых популярных полносверточных сетей для задач сегментации, когда нужно не только определить класс изображения в целом, но и сегментировать отдельные объекты изображения по классам. Впервые она была представлена в 2015 году на International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), на котором ее создатели: Olaf Ronneberger, Philipp Fischer и Thomas Brox, заняли первое место в соревновании по сегментации изображений рентгеновских снимков [2].

Еще одна полносверточная сеть, используемая при анализе медицинских изображений - это DenseNet. Она была создана в 2016 году Gao Huang, и в 2017 году его работа о плотно связанных сверточных сетях получила награду на конференции Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Характерная особенность DenseNet заключается в том, что каждый следующий слой получает дополнительные входные данные от предыдущих слоев. Подобная конкатенация слоев позволяет существенно уменьшить размер сети [3].

В 2018 году появились две обновленные версии сети U-Net: wide U-Net и U-Net++. И если отличие wide U-Net от оригинала состоит лишь в количестве ядер, то в U-Net++ был устранен семантический

разрыв с помощью добавления дополнительных сверточных слоев и был улучшен градиентный поток за счет конкатенации слоев по примеру сети DenseNet [4].

Из новых архитектур можно выделить SAUNet (Shape Attentive U-Net) автора Jesse Sun появившуюся в 2020 году и представленную как сеть по сегментации медицинских изображений [5]. У данной сети одни из лучших результатов по сегментации изображений МРТ сердца. Архитектура SAUNet состоит из частей U-Net, DenseNet и GatedSCNN (в которой представлена идея удаления шумов) [6]. Особенности предложенных сверточных сетей представлены в таблице 1.

Таблица 1. Особенности предложенных сверточных сетей

Наименование	Разработана для анализа медицинских изображений	Преимущества, особенности
U-Net	Да	Маленький объем обучающей выборки и высокая скорость анализа.
U-Net++	Да	К преимуществам U-Net добавляется более высокая производительность.
DenseNet	Нет	Высокая вычислительная эффективность и эффективность памяти.
SAUNet	Да	Улучшенная интерпретация результатов.

Описанные нейронные сети дали самые современные результаты в области сегментирования медицинских изображений. Большинство иных нейронных сетей не подходят для задачи сегментации медицинских изображений, так как при анализе необходимо уделять больше внимания форме объектов. Стандартные сверточные сети не обладают необходимой надежностью и интерпретируемостью.

### Инструменты анализа

Что касается инструментов анализа медицинских изображений, чаще всего используют язык программирования Python и библиотеки: TensorFlow, Keras, Scikit-learn, Pandas.

В Keras содержатся модели, натренированные на данных ImageNet – одной из крупнейших размеченных баз данных. Использование весов натренированных моделей может помочь при обучении модели, но стоит учитывать, что это касается только сети DenseNet. В то время как U-Net и прочие новые модели, придется обучать самостоятельно с нуля.

Сами изображения чаще всего хранятся в формате DICOM – он является наиболее распространенным форматом медицинских изображений и соответствует стандартам НІЕ и НL7.

### Заключение

В результате обзора программных инструментов для анализа медицинских изображений можно сделать вывод, что наиболее актуальным и активно развивающимся вариантом для анализа медицинских изображений является использование сверточных нейронных сетей.

### Список использованных источников

1. Верхлютов В.М., Гапиенко Г.В. Обзор методов сегментации и триангуляции данных МРТ. – М.: Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН. – 2005. – С. 2–18.
2. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. – Springer. – P. 234–241.
3. Huang G., Liu Z., Weinberger K.Q., Van Der Maaten L. Densely connected convolutional networks. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2017. – vol. 1. – P. 3–9.
4. Zhou Z., Siddiquee M.M.R., Tajbakhsh N., Liang J. Unet++: Redesigning skip connections to exploit multiscale features in image segmentation. IEEE Trans. Medical Imaging. – 2019. – P. 147–155.
5. Sun J., Darbeha F., Zaidi M., Wang B. SAUNet: Shape Attentive U-Net for Interpretable Medical Image Segmentation. – P. 35–42.
6. Takikawa T., Acuna D., Jampani V., Fidler S. Gated-SCNN: Gated shape CNNs for semantic segmentation. – 2019.