

## МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ И СЕГМЕНТАЦИИ ДИСТАЛЬНОГО КОНЦА КАТЕТЕРА НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Манаков Р.А., Гергет О.М., Данилов В.В.  
Томский политехнический университет  
[ram290495@gmail.com](mailto:ram290495@gmail.com)

### Введение

На сегодняшний день в сфере кардиохирургии существуют технологии по проведению минимально инвазивных операций на сердце путём внутрисосудистого введения катетера. Большинство медицинских процедур при выполнении эндоваскулярных операций проводится именно с помощью данного хирургического инструмента. Для координирования действий подобного хирургического инструмента необходимо точно отслеживать его положение относительно анатомических структур сердца. Однако средства визуализации различных современных программно-аппаратных решений не способны на локализацию и трекинг медицинского инструмента. Таким образом, необходима реализация такого подхода, который в автоматическом режиме точно распознаёт дистальный конец катетера на трёхмерном изображении, полученного при помощи 3D эхокардиографа.

### Описание метода

В основе данной работы лежит синтез нейросетевого программирования и полуавтоматического метода сегментации. Для решения поставленной задачи распознавания трёхмерное изображение рассматривалось, как массив двумерных чёрно-белых изображений (слайсов). На слоях трёхмерной эхокардиограммы катетер представляет собой яркое белое пятно (см. рисунок 1а). Для сравнения на рисунке 1б добавлен слайс на котором катетер отсутствует. Решение задачи распознавания на каждом слое производится нейронной сетью со слоистой архитектурой [1]. Входными данными для сети является непосредственно слой трёхмерной эхокардиограммы. Результатом работы сети является вектор координат центра катетера на входном изображении, либо соответствующий вектор говорящий о том, что катетер на изображении отсутствует.

Для обучения нейронной сети необходимо иметь обучающую выборку. В данном случае это две матрицы: первая (входная) содержит построчно векторизованные изображения слоёв, а вторая (выходная) – выходные вектора, которые соответствуют требуемой реакции сети.

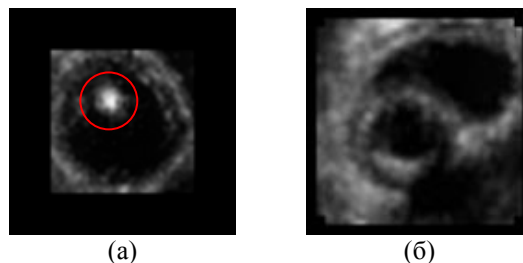


Рис. 1. Изображение с катетером (а) и его отсутствием (б)

Выходной вектор имеет четыре элемента и следующий формат: первый выход равен единице, а второй нулю, если катетер присутствует на изображении. Соответственно третий и четвёртый элементы содержат непосредственно координаты катетера на подаваемом слое (см. Рис. ). В случае если катетер отсутствует, то выходной вектор будет выглядеть следующим образом: первый элемент равен нулю, второй – единице, третий и четвёртый нулю. Важно отметить, что для обучения нейронной сети была подготовлена обучающая выборка, содержащая около 500 различных изображений, как с катетером, так и без него.

Присутствие катетера	Отсутствие катетера	Координата центра 1	Координата центра 2
1/0	0/1	X	Y

Рис. 2. Формат выходного вектора

Для сегментации области катетера на каждом слое используется полуавтоматический метод сегментации «Region Growing» [2]. Этот алгоритм хорошо зарекомендовал себя в задачах сегментации различных медицинских изображений и успешно применяется на практике. Алгоритму необходимо передать координаты любой точки из области, которую нужно сегментировать. В данном случае этими координатами являются 3-ий и 4-ый элемент выходного вектора нейронной сети. Результатом работы алгоритма сегментации являются бинарные карты сегментированной области, используя которые можно создать трёхмерную реконструкцию дистального конца катетера.

### Реализация и оценка точности

Для реализации алгоритма был выбран математический пакет MATLAB 2017a. Выбор именно этого средства реализации алгоритма обусловлен наличием в нём специализированных библиотек для создания нейронных сетей, работы с

медицинским форматом DICOM, а также визуализации и обработки трёхмерных данных.

Оценка точности распознавания дистального конца катетера слоистой нейронной сетью производилась опытным кардиохирургом, путём подсчёта числа правильно распознанных изображений на выборке объёмом 200 изображений, которые ранее не участвовали в обучении нейронной сети. В качестве эксперимента были протестированы различные архитектуры слоистой нейронной сети, а также найдены параметры, обеспечивающие наиболее точные результаты распознавания. Обучение нейронной сети проводилось методом сопряжённых градиентов [1]. Результаты тестирования различных архитектур нейронных сетей были сведены в Таблица 1, указанную ниже.

Таблица 1. Результаты тестирования сети

Число слоёв	Число нейронов в слоях	Точность, %
3	[300-60-15]	72.2%
4	[300-60-15-7]	85.9%
4	[400-150-30-10]	89.4%
4	[350-60-15-10]	91.3%
5	[350-60-15-10-5]	90.7%

Оценка точности сегментации произведена с помощью коэффициента сходства Жаккара. Коэффициент сходства варьируется в диапазоне от 0 до 1 и показывает насколько точно сегментированная алгоритмом «Region Growing» область близка к эталонной, которая размечается кардиохирургом вручную. Другими словами, коэффициент Жаккара есть отношение площади пересечения двух областей к площади объединения этих областей. В данном случае точность сегментации достигла уровня 95.3%, что является относительно хорошим результатом. Финальным результатом алгоритма является трёхмерная реконструкция дистального конца катетера, используя полученные карты сегментации, а также распознанный и отсегментированный катетер в полостях сердца (см. Рис. и Рис. ) [3].

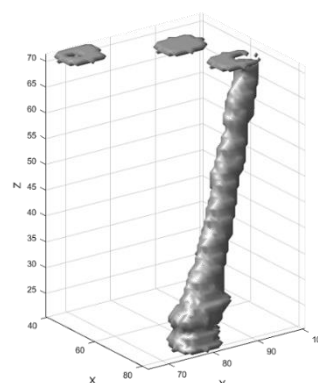


Рис. 3. Трёхмерная реконструкция катетера по картам сегментации

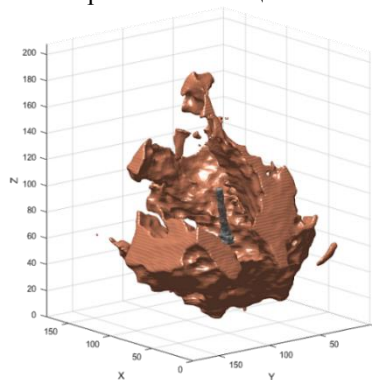


Рис. 4. Реконструкция сердца после распознавания

#### Заключение

В данной работе реализован относительно точный метод распознавания с использованием гибридного подхода к обработке данных, а именно автоматизации алгоритма «Region Growing» на основе использования нейронных сетей. Исходя из проведённых исследований, оптимальной является четырёхслойная нейронная сеть, которая обладает высокими обобщающими способностями, а также проводит распознавание дистального конца катетера на графических данных наиболее точно. Таким образом, на способности распознавания сети главным образом влияют число скрытых слоёв и распределение нейронов по слоям, а не общее число нейронов. В результате применения метода «Region Growing» и визуализации полученных трёхмерных карт видно, что реализованный алгоритм сегментации обладает хорошей точностью и позволяет проводить трёхмерную реконструкцию с минимальными погрешностями.

#### Список использованных источников

1. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines / S. Haykin – 2008. – 906с.
2. Pohle R. Segmentation of Medical Images Using Adaptive region Growing , 2001. – 1337–1346с.
3. Дубовец В.А. Построение графических моделей в среде matlab / В. А. Дубовец, В. Ф. Столер, В. Д. Бондаренко – 2014. – 70с.