

# Параметризованная 3D сегментация и реконструкция почки по данным томографии

*Е.П. Васильев, А.А. Белокаменская*

eugene.unn@gmail.com | alexandra.belokamenskaya@gmail.com

ННГУ им. Н.И.Лобачевского, Нижний Новгород, Россия

*Исследована проблема создания алгоритмов 3D реконструкции внутренних органов по данным томографии на примере автоматической сегментации и параметризованной реконструкции почки. Идея алгоритма основана на возможности послойной параллельной обработки, в которой область почки локализуется по диапазону плотности послойной параллельной обработки, затем пересечением границ локализованной области системой параллельных лучей определяется начальный контур почки, который уточняется с помощью алгоритма активного контура. Реализация выполнена на основе библиотеки ИТК. Построенные контуры параметризуются и используются для реконструкции поверхности почки в форме укрупненной регулярной сетки криволинейных PN-треугольников.*

**Ключевые слова:** автоматическая сегментация, трехмерная реконструкция, почка, компьютерная томография.

## Parameterized 3D segmentation and reconstruction of kidney using CT images

*E.P. Vasilyev, A.A. Belokamenskaya*

Lobachevsky State University, Nizhny Nograd, Russia

*In this paper we consider the problem of building parallel algorithms for 3D reconstruction of internal organs using CT data. The idea based on the decomposition computing segmentation parallel layers in which the start position generated by the circuit density body, and later refined by using the active contour algorithm. Implementation of the algorithm performed using ITK framework. Contours are parametrized in the coordinate system of the kidney and used as input data for kidney surface reconstruction in the form of a regular grid of PN-triangles.*

**Keywords:** automatic segmentation, volume reconstruction, 3D reconstruction, CT scan.

### 1. Введение

Визуализация, сегментация, детектирование и измерение аномалий органов на медицинских изображениях на данный момент являются неотъемлемым инструментом медицинской практики. Наиболее информативными видами медицинских изображений являются результаты компьютерной (КТ) и магнитно-резонансной (МРТ) томографии, которые дают трехмерный массив плотностей исследуемой области. Усилиями мирового сообщества созданы открытые библиотеки для двумерной и трехмерной визуализации, сегментации и геометрической реконструкции томограмм [1]. Наиболее популярным ПО для цифровой медицины в мире являются библиотеки ИТК и VTK, а также ПО, созданное на их основе.

Задача автоматизации сегментации очень плохо поддается формализации. Каждый орган человека имеет индивидуальные особенности и поэтому, наряду с разработкой общих подходов и методов, таких как методы искусственного интеллекта и машинного обучения, приходится кропотливо работать над сегментацией каждого органа. Поэтому, несмотря на стремление к полной автоматизации сегментации внутренних органов по данным томографии, на данный момент распространены полуавтоматические методы сегментации медицин-

ских изображений [1]. Особенно интересны публикации [2, 3], посвященные автоматической 3D сегментации одного органа (почки). В [2] она решается традиционным методом LevelSet, но на основе модели почки в форме двухуровневого случайного поля Маркова-Гиббса (Markov-Gibbs random field, MGRF), построенной по 7 и протестированной по 14 томограммам с разметкой почки специалистами. В [3] рассматривается локализация и сегментация почек с помощью метода машинного обучения Random Forests. Локализация почки проходит в две итерации: приблизительное положение ограничивающего прямоугольника находится на основании всей томограммы в первой итерации и уточняется на основании локальной информации об интенсивности и величине градиента на второй. Сегментация почки осуществляется за счет матрицы вероятностей положения почек на томограмме. Готовая анатомическая модель деформируется под действием потока градиента изображения при посредстве управляющего положением и масштабом эллипсоида. Для обучения использовался набор данных из 233 томограмм 89 пациентов. В [4] предлагается инициализировать кластеризацию методом K-средних на основе формы гистограммы, т.е. классов естественной статистической классификации. В работе [5] предлагается решить проблему есте-

ственной неоднородности сегментируемого объекта за счет мультипороговой сегментации, построенной на использовании гистограммы изображения.

## 2. Алгоритм сегментации почки

Интерес к почке неслучаен, это парный и часто поражаемый орган. При введении в кровь пациента контрастного вещества ткани почки, а также кровеносные сосуды выделяются по плотности в КТ брюшной полости. Задача сегментации почки должна начинаться с локализации почки в томограмме и точного детектирования ее наружной поверхности. Уже после детектирования ограничивающей почку поверхности можно говорить о детектировании аномалий этого органа. Поверхность почки будем определять как последовательность контуров почки на каждом из слоев томограммы. Алгоритм автоматической сегментации почек состоит из нескольких основных шагов.

1. Поиск ограничивающего прямоугольника для каждой почки;
2. Коррекция артефактов и фильтрация шумов;
3. Построение первичного контура;
4. Уточнение первичного контура с помощью алгоритма активного контура;
5. Параметризация контура.

### 2.1. Поиск ограничивающего прямоугольника почки

Идея данного этапа алгоритма основана на том, что плотность сегментируемого органа по шкале Хаунсфилда отличается от окружающих тканей. Если у сегментированного органа минимальная плотность по шкале  $minDensity$ , а максимальная –  $maxDensity$ , то результирующее изображение рассчитывается по формуле:

$$I'(x, y) = \begin{cases} I(x, y), & \text{if } minDensity \leq 1 \leq \\ & \leq maxDensity; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Технический нормально распределенный шум убирается предварительной фильтрацией исходных данных (рис. 1).

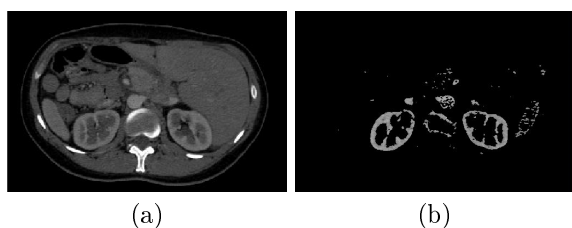


Рис. 1. Фильтрация данных на основе плотности. (a) Данные до обработки. (b) Данные после обработки.

Далее вычисляется интегральная проекция на ось  $X$   $H[x]$ .

$$H[x] = \sum_{y=1}^{height} I'(x, y).$$

Далее находятся точки, принадлежащие почке, как высокие значения на интегральной проекции в левой и правой половине изображения. Левая и правая границы сегментируемого органа  $left$  и  $right$  находятся как минимумы в интегральной проекции. В результате имеется два горизонтальных отрезка, и на каждом из них ищется интегральная проекция на ось  $Y$

$$H[y] = \sum_{x=left}^{right} I'(x, y).$$

Аналогично находятся верхняя граница  $top$  и нижняя граница  $bottom$ . Результатом работы данного этапа является два ограничивающих прямоугольника (рис. 2)

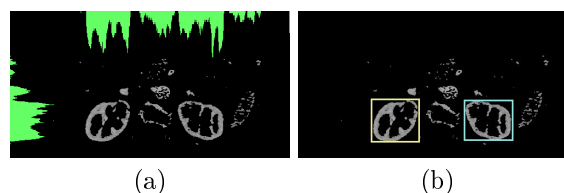


Рис. 2. Интегральная проекция для изображения и найденные границы. (a) Интегральная проекция на ось  $X$  для почек и Интегральная проекция на ось  $Y$  для левой почки. (b) Ограничивающие прямоугольники для левой и правой почки.

Такая операция может выполняться на всех слоях томограммы параллельно. Для ускорения вычислений на начальном этапе проводится сегментация слоев с крупным шагом между слоями, чтобы найти самый верхний и самый нижний слой томограммы, принадлежащие почкам и отсечь слои, заведомо не содержащие почек.

### 2.2. Коррекция артефактов и фильтрация шумов

Не на всех слоях томограммы алгоритм работает удачно, на некоторых слоях ткани, окружающие почку имеют плотность схожую с плотностью почки, например, подходящие к почке контрастированные сосуды. С помощью интегральных проекций плотностей невозможно правильно отделить почку, и сегментация захватывает область других тканей. Для исправления таких случаев проводится процедура коррекции распознанных контуров. Если разность значения для слоя и среднего значения для 4 соседей велика, то новое значение выбирается как медианное значение от 7 соседей

$$if \left( \sum_{j=i-2}^{i+2} Boards[j] > Boards[i] * K \right)$$

$$Boards[i] = Median(Boards[i-3], \dots, Boards[i+3]).$$

Медиана необходима для того, чтобы устранить множественные выбросы – такие места, где выбросом является не одна, а две или три соседние точки (Рис. 3).

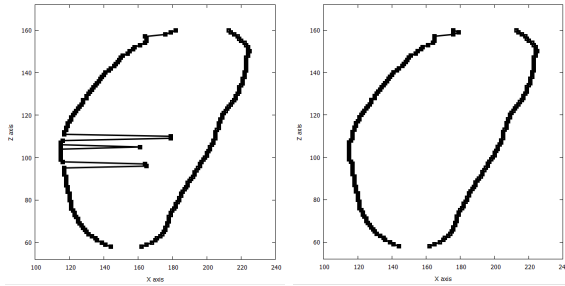


Рис. 3. Координаты ограничивающих прямоугольников до коррекции и после коррекции.

Почки у пациента обычно не строго симметричны, поэтому часто возникает ситуация, когда одна почка находится чуть выше другой. В таком случае на части кадров будет видна только одна почка, но на работе алгоритма это не отражается.

### 2.3. Поиск первичного контура

Нахождение первичного контура происходит по изображению, использованному для нахождения ограничивающего прямоугольника. На каждой линии пикселей  $line$  находится начальный пиксель  $startPoint$  и финальный пиксель  $finishPoint$  органа. В качестве начального пикселя линии выбирается первый пиксель последовательности ненулевых пикселей внутри ограничивающего прямоугольника. Аналогичное правило используется для выбора финального пикселя. После выполнения данной операции для всех линий граничные точки объединяются в первичные контуры.

### 2.4. Уточнение первичного контура с помощью алгоритма активного контура

Первичный контур дает некоторое приближение органа, недостаточно точное из-за самой процедуры построения. Сглаживание контура проводится с помощью алгоритма активного контура [6].

Точки контура перемещаются по изображению, обеспечивая при этом минимизацию критерия в виде

$$E = \int E_{int}(v(p)) + E_{ext}(v(p)) dp.$$

Внутренняя энергия контура  $E_{int}$  заставляет контур сжиматься и приобретать более сглаженные формы. Она позволяет отбросить заведомо некорректные решения. Внешняя энергия  $E_{ext}$  ответственна за нахождение границ на изображении (Рис. 4).

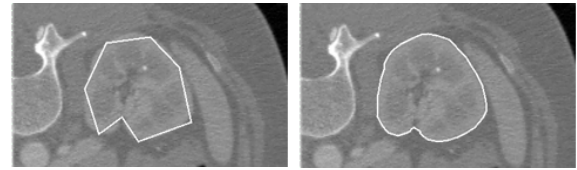


Рис. 4. Первичный контур и его уточнение методом активного контура.

### 2.5. Параметризация контура

Полученный после всех этапов набор контуров объединяется в 3D модель. Объединение контуров в 3D модель представляет собой нетривиальную задачу из-за двух главных проблем: в объединяемых контурах различное количество вершин; начальная точка контура никак не отличается от остальных и может находиться в любом месте контура. Поэтому по найденным контурам строятся новые параметризованные контуры.

Построение параметризованного контура происходит следующим образом:

- Вычисляется центр  $O$  непараметризованного контура, как среднее всех точек контура. Контур делится на 4 сегмента осями, проходящими через центр и параллельными осям  $OY$  и  $OX$
- Вычисляются четыре стартовые точки, которые являются началами сегментов контура. Для нахождения первой стартовой точки нового контура из старого контура выбираются две соседние вершины так, чтобы проекция центра на ось  $OX$  находилась между проекциями этих вершин, а  $y$ -координата точек была больше, чем  $y$ -координата центра. На отрезке  $v_i v_{i+1}$  выбирается точка,  $y$ -координата которой равна  $y$ -координате центра. Аналогично находятся 3 другие точки, являющиеся началами остальных сегментов.
- Для каждого из четырех сегментов рассчитывается длина как сумма расстояний между точками. Разделив эту длину на требуемое количество точек в сегменте нового контура, рассчитывается расстояние  $dist$  между точками в новом контуре.

$$dist = \frac{\sum |v_{i+1} - v_i|}{count(v)}.$$

Точки в новом контуре расставляются на расстоянии  $dist$  вдоль старого контура по параметру длины пути вдоль контура.

В результате применения алгоритма параметризации контуров имеется упорядоченная последовательность параметризованных контуров с одинаковым числом точек в каждом контуре. (Рис. 5).

### 3. Заключение

Исследована проблема создания алгоритмов автоматической сегментации и 3D реконструкции ор-

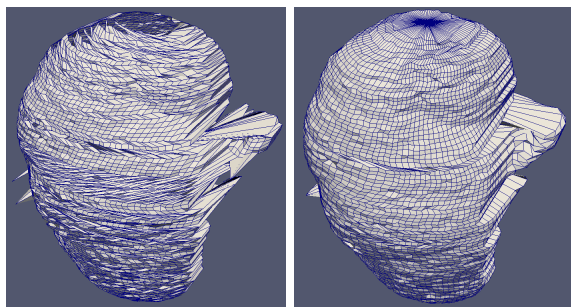


Рис. 5. 3D-модель почки до и после параметризации.

ганов по данным томографии на примере построения параметризованной модели почки по данным КТ. Предложен алгоритм, который является одной из ступеней системы для высокопроизводительной реконструкции персональных моделей органов и предназначен для реконструкции оболочки, по которой будет персонализироваться общая анатомическая модель почки. Предложенный параллельный алгоритм основан на возможности послойной обработки, в которой область почки локализуется независимо для каждого слоя по диапазону плотности органа. Начальный контур почки определяется пересечением границ локализованной области пучком параллельных лучей и уточняется с помощью алгоритма активного контура, также независимо для каждого слоя. Для параметризации каждого контура используется параметризация по длине пути вдоль контура с одинаковым числом узловых точек. В результате на поверхности почки образуется регулярная сетка, которая может произвольно укрупняться. Для моделирования поверхности укрупненных фрагментов сетки использованы треугольные патчи криволинейных PN-треугольников.

Распаралеливание алгоритма средствами OpenMP ускоряет реконструкцию почки на 8 потоках более чем в 3 раза. Планируется перенос алгоритма полностью на GPU.

Эксперимент показал, что параметризованная модель почки качественно приближает данные КТ исследования на внешней стороне почки, но гладкий контур почки искажен в месте входа в почку кровеносных сосудов из-за независимости обработки слоев. Вместе с тем в нашей реконструкции сглажена дискретность слоев томограммы (Рис. 6). Метод в отличие от [2] и [3] не требует обучения. Хотя требует проверки практикой эксплуатации.

Сегментация с помощью нашего алгоритма проходит медленнее, чем в [3], но дает схожие по точности результаты (Рис. 7).

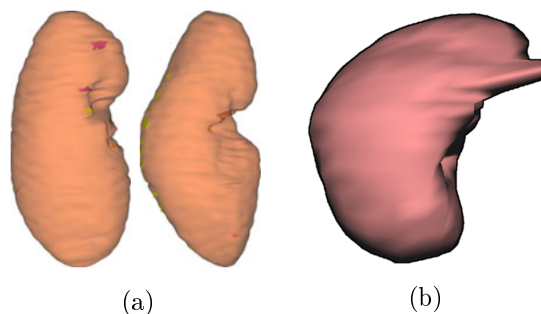


Рис. 6. (a) Результат сегментации в статье [2]. (b) Результат реконструкции в данной статье.

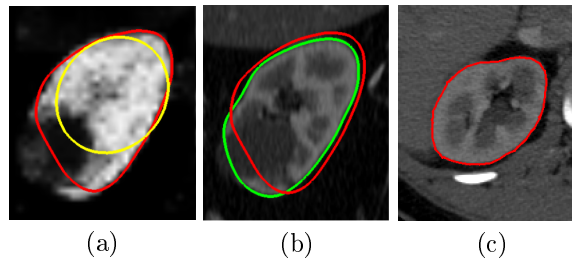


Рис. 7. (a)(b) Определение положения эллипсоида для позиционирования и коррекции анатомической модели (желтым); грубый контур почки (красным); уточненный контур почки (зеленым) [3]. (c) Результат сегментации почки в нашем алгоритме.

## Литература

- [1] *Турлапов В.Е.* Задачи и решения компьютерной графики и геометрического моделирования в цифровой биомедицине // Труды 25-й Международной Конференции по Компьютерной Графике и Машинному Зрению GraphiCon'2015, С.1-6.
- [2] *Fahmi Khalifa, Ahmed Elnakib, Garth M. Beache.* 3D Kidney Segmentation from CT Images Using a Level Set Approach Guided by a Novel Stochastic Speed Function // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2011. — Vol. 6893, pp 587-594.
- [3] *Rémi Cuingnet, Raphael Prevost, David Lesage.* Automatic Detection and Segmentation of Kidneys in 3D CT Images Using Random Forests // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2012. — Vol. 7512, pp 66-74.
- [4] *Mengqiu Tian, Qiao Yang, Andreas Maier.* An automatic histogram-based initializing algorithm for K-means clustering in CT // Bildverarbeitung für die Medizin, 2013. pp 277-282.
- [5] *Jinhui Lan, Yiliang Zeng.* Multi-threshold image segmentation using maximum fuzzy entropy based on a new 2D histogram // Int. Journal for Light and Electron Optics. 2013. Vol. 124, Issue 18, P. 3756-3760.
- [6] *Васильев Е.П., Белокаменская А.А., Новожилов М.М., Турлапов В.Е.* Параллельный алгоритм 3D реконструкции внутренних органов по данным томографии на основе метода активного контура // Труды международной научной конференции Параллельные вычислительные технологии (ПаВТ'2016). с. 482–489.