УДК 004.931

**АНАЛИЗ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ КТ ВНУТРЕННИХ ОРГАНОВ ЧЕЛОВЕКА С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ**

**2024 г. А.В. Руденко1, М.А. Руденко1, И. Л. Каширина2**

*1* *Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского», просп. Академика Вернадского, д. 4, 295007, Республика Крым, г. Симферополь,*

*2* *Воронежский государственный университет, Университетская пл., 1, 394018, Воронеж, Российская Федерация*

**Аннотация**. Статья посвящена вопросам применения методов анализа медицинских изображений, полученных по результатам проведения процедуры компьютерной томографии внутренних органов человека, с помощью сегментации. Рассмотрены преимущества и недостатки различных методов сегментации. Также в статье представлены результаты сегментации изображений с применением указанных методов, в программной реализации на Python. Программная реализация описанных методов сегментации показала, что данные методы сегментации слабо подходят для решения задачи поиска на медицинских изображениях, полученных по КТ внутренних органов человека. Одни методы, например, сегментация по пороговому значению, требует определение границ порогов для сегментации, в результате сегментации невозможно отличить между собой как мягкие ткани человека (почка, печень), так и твердые ткани (камень в почке, кости ребер). Другие методы, например, сегментация пороговым наращиванием, требует точного задания начальных координат, что в задаче поиска объекта на изображении является заранее неизвестной величиной. Прочие методы сегментации, описанные в статье, к желаемому результату определения на изображениях КТ внутренних органов человека объектов почек и камней в почках не привели. Методы сегментации с применением искусственных нейронных сетей имеют препятствия в применении, заключающиеся в высокой трудоемкости создания аннотированных изображений для создания обучающего датасета, а результат работы нейросети по сегментации является информационно избыточным, трудно применимым для выполнения дальнейших расчетов параметров найденных в почках камней.

**Ключевые слова**: сегментация, медицинские изображения, компьютерная томография, почка, камень.

**ВВЕДЕНИЕ**

В современном здравоохранении диагностика и лечение заболеваний все больше полагаются на использование методов визуализации, таких как компьютерная томография (КТ). Компьютерная томография (КТ) - медицинское рентгенологическое исследование, основанное на послойном исследовании структуры внутренних органов и систем [4]. КТ позволяет получать высоко детализированные изображения внутренних органов человека, предоставляя врачам ценную информацию для постановки диагноза, планирования лечения и мониторинга его эффективности. Однако, визуальная интерпретация КТ-изображений может быть сложной и занимать много времени, особенно для сложных случаев, требующих анализа многочисленных срезов с различными уровнями контрастности.

Для анализа медицинских изображений в медицине применяют различные методы сегментации. Сегментация изображений – это процесс разделения изображения на различные области, соответствующие определенным объектам, в данном случае внутренним органам. Она позволяет автоматизировать процесс анализа КТ-изображений, делая его более точным, быстрым и объективным. Сегментация отделяет интересующие области от фонового шума и позволяет получать количественные характеристики органов, такие как объем, форма, текстура и взаимоотношения с окружающими тканями.

Применение сегментации в медицинской визуализации открывает широкие возможности для повышения эффективности диагностики и лечения. Сегментация медицинских изображений может быть использована для:

* **Постановки диагноза. Сегментация позволяет точно определить размер и форму опухолей, выявить аномалии в структуре органов, определить степень поражения тканей при заболеваниях.**
* **Планирования лечения. Сегментация помогает определить точную область для хирургического вмешательства, разработать индивидуальные планы радиотерапии, оптимизировать и персонализировать лечение.**
* **Мониторинга лечения. Сегментация позволяет отслеживать изменения в органах в динамике, оценивать эффективность лечения, предотвращать возможные** осложнения.

Целью исследования являлась разработка системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с применением компьютерного зрения при диагностировании и планирования процедуры лазерного дробления камней при МКБ по данным, полученным при проведении процедуры компьютерной томографии.

Для анализа изображений внутренних органов человека, полученных в результате проведения процедуры КТ, необходимо подобрать инструмент компьютерного зрения, который способен обнаружить на изображении правую и левую почки, и определить в них наличие или отсутствие камней, чтобы далее было возможно вычислить размеры камня, его массу, построить карту распределения плотности камня по его объему.

**МЕТОДЫ И МАТЕРИАЛЫ ИССЛЕДОВАНИЯ**

1. Методы сегментации медицинских изображений.

Существует множество методов сегментации, каждый из которых имеет свои преимущества и недостатки.

**1.1 Ручная сегментация**

Этот метод выполняется вручную специалистом, используя специальные инструменты для выделения областей на изображении.

**Преимущества ручной сегментации:** высокая точность, возможность учета тонких деталей, не требуются обучающие данные.

**Недостатки ручной сегментации:** трудоемкий и длительный процесс, субъективность, зависит от опыта специалиста.

**1.2** **Пороговая сегментация**

Этот метод основан на выделении пикселей изображения, значения которых лежат в определенном диапазоне. Он применяется к изображениям, где объекты отличаются от фона по уровню яркости. Пороговая сегментация описывается следующей математической формулой. Пусть - значение пикселя в точке (x, y) изображения. Тогда пороговая сегментация выполняется следующим образом:

(1)

где T - пороговое значение, - значение пикселя в результирующем бинарном изображении сегментации.

**Преимущества:** простой и быстрый в реализации.

**Недостатки:** требует точной настройки порога, что может быть сложно для изображений с высоким шумом или для случаев, когда границы объектов нечеткие.

**1.3.** **Сегментация региональным наращиванием (Region Growing)**

Этот метод начинается с заданной семенной точки (seed point) и распространяется в соседние пиксели, пока не будут достигнуты границы объекта.

**Стандартная процедура заключается в сравнении одного пикселя с его соседями. Если критерий сходства удовлетворен, пиксель может быть отнесен к кластеру, так как один или несколько его соседей уже принадлежат ему. Выбор критерия сходства является важным, и результаты подвержены влиянию шума во всех случаях.**

**Этот метод использует набор семян в качестве входных данных наряду с изображением. Семена обозначают каждый из объектов, которые необходимо сегментировать. Области итеративно расширяются путем сравнения всех нераспределенных соседних пикселей с областями. Разница между значением интенсивности пикселя и средним значением области используется в качестве меры сходства. Пиксель с наименьшей разницей, измеренной таким образом, присваивается соответствующей области. Этот процесс продолжается до тех пор, пока все пиксели не будут присвоены области. Поскольку сегментация с помощью растущих областей требует семян в качестве дополнительного входного сигнала, результаты сегментации зависят от выбора семян, а шум на изображении может привести к неправильному размещению семян.**

**Сегментация региональным наращиванием описывается следующей математической формулой. Пусть I(x, y) - значение пикселя в точке (x, y) изображения, R - набор пикселей, уже входящих в область сегментации. Тогда алгоритм регионального наращивания можно записать так:**

1. **Выбрать семенную точку p0.**
2. **Добавить p0 в R.**
3. **Для каждого соседнего пикселя p точки p0:**

* **Если |I(p) - I(p0)| < T, то добавить p в R.**
* **Повторить шаг 3 для всех пикселей, входящих в R.**

**Преимущества:** способность сегментировать объекты сложной формы.

**Недостатки:** зависит от выбора семенной точки.

**1.4** **Метод сегментации на основе градиента**

**Метод сегментации на основе градиента использует информацию о градиенте пикселей для выделения границ объектов. Он основан на принципе, что границы объектов обычно характеризуются резким изменением яркости (интенсивности) пикселей, что проявляется в высоких значениях градиента. Математическая формулировка данного метода:**

**Пусть I(x, y) - значение пикселя в точке (x, y) изображения. Градиент изображения вычисляется как:**

**∇I(x, y) = (∂I/∂x, ∂I/∂y)**

**где ∂I/∂x и ∂I/∂y - частные производные интенсивности пикселя по координатам x и y соответственно.**

**Методы сегментации на основе градиента используют величину градиента для определения границы объекта.**

**Основные подходы:**

* **Пороговый градиент - выбирается пороговое значение T, и все пиксели, значение градиента которых выше T, считаются частью границы объекта.**
* **Метод Canny: Этот метод является более сложным и включает в себя несколько шагов:**

1. **Размытие изображения - изображение размывается для уменьшения шума.**
2. **Вычисление градиента - вычисляется градиент размытого изображения.**
3. **Подавление немаксимумов - на каждом направлении градиента оставляются только максимальные значения градиента.**
4. **Пороговая обработка - применяется два порога для отсеивания слабых и сильных границ.**
5. **Связывание границ - непрерывные границы объединяются в цельные контуры.**

**Преимущества:**

* **Эффективность - методы на основе градиента относительно просты и быстры в вычислении.**
* **Точность - методы могут обеспечить достаточно высокую точность сегментации для изображений с четкими границами.**

**Недостатки:**

* **Методы на основе градиента чувствительны к шуму на изображении, поскольку шум может приводить к ложным границам.**
* **Методы на основе градиента не очень эффективны для сегментации объектов с нечеткими границами.**

**Методы сегментации на основе градиента широко используются для выделения границ объектов в различных областях, включая медицинскую визуализацию. Они особенно эффективны для изображений с четкими границами объектов, но не так хорошо справляются с шумом и нечеткими границами.**

**1.5** Метод сегментации на основе активных контуров

Метод также известен как метод змейки, является гибким инструментом для выделения границ объектов на изображениях. Он использует математическую модель, представляющую собой гибкую кривую, которая подгоняется к границе объекта под влиянием внешних и внутренних сил. **Математическая формулировка данного метода:**

**Пусть C(s) - контур в параметрической форме, где s - параметр длины дуги. Функция энергии контура определяется как:**

**E(C) = ∫[α|C'(s)|² + β|∇I(C(s))|²] ds**

**где: α и β - весовые коэффициенты, контролирующие влияние внутренних и внешних сил соответственно;**

**C'(s) - производная контура по параметру длины дуги;**

**∇I(C(s)) - градиент изображения в точке контура C(s).**

**Алгоритм сегментации:**

1. **Инициализация контура. Необходимо о**пределить начальное положение контура на изображении. Контур может быть задан пользователем или автоматически сгенерирован с помощью простых алгоритмов.
2. **Минимизация энергии. Дл**я минимизации функции энергии контура необходимо применять какой-либо алгоритм оптимизации (например, градиентный спуск).
3. **Обновление контура.** В каждом шаге оптимизации контур перемещается в направлении, где энергия уменьшается, пока не будет достигнут минимум энергии.

**Внутренние силы:**

* **Сглаживание: α|C'(s)|² - параметр энергии, который наказывает изгибы контура. Он помогает сгладить контур и устранить резкие изменения.**
* **Жесткость: β|∇I(C(s))|² - параметр энергии, который притягивает контур к границам объекта.** Он использует информацию о градиенте изображения, чтобы найти области с резкими изменениями яркости.

**Внешние силы:**

* **Силы притяжения:** Внешние силы могут быть использованы для притяжения контура к определенным точками изображения или для направления движения контура в определенном направлении.

**Преимущества** сегментации на основе активных контуров**:**

* **Гибкость. Метод активных контуров очень гибок и способен адаптироваться к сложным формам объектов.**
* **Точность. При правильной инициализации и настройке параметров метод может обеспечить** высокую точность сегментации.

**Недостатки** сегментации на основе активных контуров**:**

* **Зависимость от инициализации. Точность сегментации сильно зависит от начального положения контура.**
* **Сложность настройки параметров. Необходимо правильно настроить весовые коэффициенты α и β, чтобы добиться оптимальных результатов.**
* **Неэффективность для сложных изображений. Метод может быть неэффективным для сложных** изображений с большим количеством шума или с нечеткими границами объектов.

**Метод** сегментации на основе **активных контуров широко используется в различных областях, включая медицинскую визуализацию, для выделения границ объектов, особенно для случаев, когда границы объекта сложные или нечеткие. Он особенно эффективен для сегментации органов на медицинских изображениях, где важна точность определения границ.**

**1.6** **Сегментация по водоразделу (Watershed Segmentation)**

**Данный метод сегментации изображений основан на аналогии с топографией. Анализируемое изображение рассматривается как топографическая карта, где значение пикселя соответствует высоте в данной точке. Метод сегментации по водоразделу выделяет границы объектов, определяя водораздельные линии, где вода течет в разных направлениях.**

Изображение преобразуется в карту высот, где значения пикселей интерпретируются как высоты. Для этого часто применяют преобразование градиента, чтобы яркие границы объекта соответствовали более высоким значениям на карте высот. На карте высот определяются локальные минимумы. Они представляют собой “впадины” на рельефе. Из каждого локального минимума “выпускается” вода, которая течет в направлении самого крутого спуска. Вода, текущая из разных местных минимумов, встречается на водораздельных линиях. Водораздельные линии определяют границы объектов на исходном изображении.

**Алгоритм сегментации по водоразделу следующий:**

1. **Преобразование изображения.** Изображение преобразовывается в карту высот.
2. **Поиск минимумов.** С использованием алгоритмов поиска локальных минимумов определяются «впадины» на полученной на шаге 1 карте высот.
3. **Заполнение бассейнов. Найденные** на карте высот «впадины» заполняются «водой», текущей из соответствующего минимума.
4. **Поиск водоразделов.** Определяются водораздельные линии между заполненными «бассейнами».
5. **Выделение границ.** Применяя водораздельные линии выделяются границы объектов на исходном изображении.

**Преимущества сегментации по водоразделу:**

* **Устойчивость к шуму.** Метод по водоразделу относительно устойчив к шуму на изображении.
* **Выделение объектов с нечеткими границами. Метод способен выделить объекты с** нечеткими границами, что важно для медицинских изображений, где границы органов могут быть нечеткими.

**Недостатки:**

* Метод сегментации по водоразделу может порождать ложные границы, если шум сильный или границы объекта слишком нечеткие.
* Метод может быть трудно применить для объектов с сложной формой, где направление границы трудно определить.

Сегментация по водоразделу часто используется для выделения органов на медицинских изображениях, особенно для случаев, когда границы объекта нечеткие или шум сильный. Однако необходимо осторожно использовать этот метод и проводить дополнительную обработку результатов, чтобы убрать ложные границы.

**1.7 Сегментация методом Оцу**

Сегментация методом Оцу — это метод автоматического порогового значения, который используется для разделения изображения на передний план и фон. Он основан на принципе минимизации внутриклассовой дисперсии и максимизации межклассовой дисперсии.

Алгоритм сегментации методом Оцу:

1. Расчет гистограммы. Сначала вычисляется гистограмма изображения, которая представляет собой распределение пикселей по уровням яркости.
2. Поиск оптимального порога. Метод Оцу ищет оптимальный порог, который делит гистограмму на два пика, соответствующих переднему плану и фону.
3. Минимизация внутриклассовой дисперсии. Оптимальный порог определяется как тот, который минимизирует внутриклассовую дисперсию, то есть дисперсию пикселей внутри каждого класса (передний план и фон).
4. Максимизация межклассовой дисперсии. Одновременно с этим метод Оцу максимизирует межклассовую дисперсию, то есть дисперсию между двумя классами.

Преимущества метода Оцу:

* Автоматический: Метод Оцу не требует ручного выбора порогового значения.
* Простой в реализации: Алгоритм относительно прост и может быть реализован с помощью нескольких строк кода.
* Эффективный: Метод Оцу работает быстро и не требует большой вычислительной мощности.

Недостатки метода Оцу:

* Не подходит для всех изображений: Метод Оцу может не работать хорошо для изображений с низким контрастом или с несколькими классами.
* Чувствителен к шуму: Шум может повлиять на результат сегментации.

**1.8** **Методы машинного обучения (Deep Learning).**

Эти методы используют глубокие нейронные сети, обученные на данных, содержащих примеры сегментации. **Глубокие нейронные сети (DNN) способны автоматически учиться выделять сложные паттерны в данных и предоставляют высокую точность сегментации.**

**Преимущества методов машинного обучения следующие.**

* **Автоматизация. DNN автоматически обучаются на больших наборах данных, устраняя необходимость в ручной настройке параметров.**
* **Точность. Обученные DNN могут достичь высокой точности сегментации, превосходящей традиционные методы в многих случаях.**
* **Устойчивость к шуму. DNN могут быть более устойчивы к шуму и артефактам на изображении.**
* **Адаптивность. DNN могут быть легко адаптированы к разным типам изображений и задачам сегментации.**

**Типы нейронных сетей, которые могут быть применены для сегментации медицинских изображений по результатам КТ:**

* **Свёрточные нейронные сети (CNN). CNN используют свёрточные операции для извлечения локальных особенностей из изображений. Они широко используются для сегментации в медицинской визуализации, так как могут улавливать детали и текстуры органов.**
* **U-Net. U-Net — это архитектура CNN, оптимизированная для сегментации изображений. Она использует свёрточные операции для извлечения особенностей и деконволюционные операции для восстановления сегментации на исходном разрешении изображения.**
* **Fully Convolutional Networks (FCN). FCN — это CNN, которая выполняет сегментацию на всех пикселях изображения, а не только на некоторых выделенных точках.**

**Важные аспекты при использовании DNN для сегментации:**

* **Качество обучающих данных.**
* **Данные должны быть правильно предобработаны и размечены для обучения DNN.**
* **Архитектура модели - выбор правильной архитектуры DNN зависит от конкретной задачи сегментации.**
* **Необходимо правильно настроить гиперпараметры DNN, такие как скорость обучения, размер пачки и количество эпох обучения.**

**Методы машинного обучения революционизируют область сегментации изображений и открывают новые возможности для медицинской визуализации. DNN позволяют автоматизировать процесс сегментации, достигать высокой точности и устойчивости к шуму. Однако важно правильно подготовить данные, выбрать подходящую архитектуру DNN и настроить гиперпараметры для оптимальных результатов.**

**2. Библиотеки Python для сегментации**

Python предлагает богатый набор библиотек для сегментации медицинских изображений:

* **SimpleITK -** библиотека для обработки изображений с удобным интерфейсом и широким набором функций. Поддерживает различные методы сегментации, включая пороговую, региональное наращивание и методы на основе градиента.
* **Scikit-image - библиотека с инструментами для анализа изображений, включая модуль для сегментации, с реализацией различных методов, в том числе пороговой, регионального наращивания и активных контуров.**
* **SciPy — это библиотека с открытым исходным кодом для Python, которая предоставляет широкий спектр алгоритмов и функций для научных и инженерных вычислений. Она построена поверх библиотеки NumPy, которая обеспечивает поддержку массивов и матриц, и дополняет ее более сложными функциями.**
* **TensorFlow и PyTorch - фреймворки для глубокого обучения, позволяющие создавать и обучать нейронные сети для сегментации изображений.**
* **Keras -** высокоуровневая библиотека для работы с нейронными сетями, построенная на базе TensorFlow или Theano, упрощающая процесс обучения моделей.

**3. Обзор инструментов для разметки изображений для сегментации**

Разметка изображений — это ключевой этап в создании датасетов для обучения нейросетей, особенно для задач сегментации. Существует множество инструментов, каждый из которых обладает своими преимуществами и недостатками:

* **LabelImg.** Простая и удобная программа с графическим интерфейсом, идеально подходит для прямоугольных bounding box. Поддерживает форматы аннотаций PASCAL VOC, YOLO и CreateML. Доступен для Windows, macOS и Linux.
* **VGG Image Annotator (VIA).** Веб-приложение, позволяющее создавать аннотации различных типов: bounding box, точки, многоугольники, полилинии. Поддерживает несколько форматов экспорта, включая CSV, JSON и XML. Может быть использовано онлайн или в оффлайн-режиме.
* **CVAT (Computer Vision Annotation Tool).** Мощный инструмент с открытым исходным кодом, поддерживающий различные типы аннотаций, включая сегментацию. Имеет опции для совместной работы, интеграции с другими инструментами и возможность запуска в облаке.
* **Labelme.** Инструмент с открытым исходным кодом, основанный на Python, для создания аннотаций сегментации с помощью многоугольников. Поддерживает форматы экспорта JSON и COCO. Доступен для Windows, macOS и Linux.
* ImgLab - веб-инструмент для аннотирования изображений с открытым исходным кодом. В отличие от LabeIimg поддерживаются несколько типов разметки: ключевые точки, круги, ограничивающие прямоугольники, многоугольники. Экспортировать аннотированные данные можно в форматах dlib, XML, Pascal VOC и COCO.
* **MITK -** Инструмент с открытым исходным кодом для 3D-визуализации и сегментации медицинских изображений.
* **Napari** Платформа с открытым исходным кодом для визуализации и анализа изображений в N-мерном пространстве.
* **Label Studio -** Инструмент с открытым исходным кодом, позволяющий создавать аннотации различных типов, включая сегментацию.

Выбор инструмента зависит от конкретного проекта, ресурсов и потребностей. Для небольших проектов с простой разметкой (bounding box) LabelImg может быть достаточно. Для более сложных задач, включая сегментацию, CVAT или VIA могут быть лучшим выбором.

**РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ**

**Методы сегментации для анализа медицинских изображений, полученных по результатам компьютерной томографии, были реализованы на языке Python с использованием библиотек SimpleITK, Scikit-image, SciPy. Для апробации различных методов сегментации из имеющегося набора данных КТ были выбраны по одному изображению для двух пациентов, главным условием было наличие на изображении камня в почке, справа или слева (рисунок 1).**

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| а) пациент 1 | б) пациент 2 |

**Рисунок 1 – Исходные изображения для анализа путем сегментации**

**Для анализа изображений первой была определена сегментация по порогу. Для выделения на изображении тканей различной плотности (твердости) опытным путем были определены следующие диапазоны пороговых значений (трешхолды). Для твердых тканей трешхолд находился в диапазоне 200 .. 255, для мягких тканей – в диапазоне 10 .. 175. Результат сегментации изображений для выделения твердых тканей представлен на рисунке 2. Результат сегментации изображений для выделения мягких тканей представлен на рисунке 3.**

|  |
| --- |
|  |
|  |

**Рисунок 2 – Результат сегментации по порогу, порог значений в диапазоне 200 - 255**

|  |
| --- |
|  |
| **Рисунок 2 – Результат сегментации по порогу, порог значений в диапазоне 10 - 175** |

**С помощью сегментации, реализованной методом пороговой сегментации по снимкам внутренних органов человека, удалось добиться выделения твердых и мягких тканей. Однако, данный метод сегментации мало подходит для решения поставленной задачи поиска на изображении тканей почек, так как пороговые значения для почек находятся в том же диапазоне значений, что и для других тканей (например печень, селезенка, кишечник), то есть невозможно отделить на изображении кочку от кишечника или печени. Также пороговые значения камней в почках находятся в том же диапазоне, что и для тканей костей. Таким образом невозможно отличить камень в почке от костей таза, ребер или позвоночника.**

**Далее был выполнен анализ исходных изображений внутренних органов человека с применением метода сегментации региональным наращиванием. Результаты представлены на рисунке 3.**

**Данный метод предполагает использование начальных координат точки, с которой начинается выполнение процедуры сегментации. Для определения начальных координат сегментации на исходном изображении была нанесена координатная сетка (рис.3а). Далее по сетке были определены начальные координаты для камня и для почки, выполнена процедура сегментации: найдены контуры камня (рис.3б), найдены контуры правой почки (рис.3в)**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| **а) исходное изображение** | **б) найденный камень** | **в) найденная почка** |

**Рисунок 3 – Анализ изображения с помощью сегментации региональным наращиванием (пациент 1)**

**Такая же процедура анализа была проделана для изображения пациента 2 (рисунок 4).**

**Камень по заданным координатам начальной точки поиска определился уверенно (рис.4б). Однако почку отделить от других мягких тканей путем перебора координат точки начальной точки поиска не удалось. Наилучший результат сегментации представлен на рисунке 4в, где почка определилась совместно с тканями селезенки.**

**Таким образом, применение для анализа изображения внутренних органов по КТ сегментацией методом регионального наращивания для решения задачи поиска камней и почек не подходит, так как для сегментации необходимо задание начальных координат для поиска почек и камней, что в решаемой задаче невозможно.**

|  |
| --- |
|  |
| **а) исходное изображение** |
|  |
| **б) найденный камень** |
|  |
| **в) найденная почка с селезенкой** |

**Рисунок 4 – Анализ изображения с помощью сегментации региональным наращиванием (пациент 2)**

**Далее была выполнена программная реализация и анализ изображений внутренних органов для пациента 1 и пациента 2 путем сегментации методом Оцу. Результат представлен на рисунке 5.**

|  |
| --- |
|  |
| **а) пациент 1** |
|  |

**б) пациент 2**

**Рисунок 5 – Анализ изображения с помощью сегментации методом Оцу**

**Анализ изображений с применением сегментации методом Оцу не дал в результате обнаруженных тканей почек или камней, таким образом данный метод оказался не пригоден для решения задачи поиска камней в почках на изображениях, полученных по результатам КТ.**

**Далее был реализован алгоритм анализа изображений методом сегментации по водоразделу. Результаты представлены на рисунке 6.**

|  |
| --- |
|  |
| **а) пациент 1** |
|  |
| **б) пациент 2** |

**Рисунок 6 – Анализ изображения с помощью сегментации водоразделом**

Анализ изображений с **помощью сегментации водоразделом не дал положительных результатов определения объектов почек и камней, изменения параметров порогов для выделения объектов и минимальных размеров объектов не приводил к визуально различимым между собой результатам сегментации. Таким образом метод сегментации водоразделом оказался не пригоден для поиска на изображениях объектов почек и камней для решения поставленной задачи поиска на изображении тканей почек и камней.**

**Далее была выполнена реализация алгоритма анализа изображения методом активных контуров. Результат сегментации изображений внутренних органов по КТ для пациентов 1 и 2 представлены на рисунке 7.**

**В процессе апробации работы алгоритма были опробованы различные вариации параметров построения активного контура *alpha, beta.* Также изменялись начальные координаты построения контуров и их радиусы.**

**Анализ результатов сегментации изображений показал, что изменения указанных параметров на приводит к улучшению результатов сегментирования, объекты почек не обнаруживались, камни не определялись. Таким образом, применение для анализа изображения внутренних органов по КТ сегментацией методом активных контуров для решения задачи поиска камней и почек не подходит, так как для сегментации необходимо задание начальных координат для поиска почек и камней, что в решаемой задаче невозможно.**

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| ***alpha=0.015, beta=10*** | ***alpha=0.005, beta=15*** |
|  |  |
| ***alpha=0.015, beta=10*** | ***alpha=0.005, beta=15*** |

**Рисунок 7 – Результат анализа изображений с помощью активных контуров**

Сегментацию объектов на МИ, полученных по результатам КТ внутренних органов человека, с помощью нейросетей и машинного обучения при проведении исследований было принято решение не применять по следующим причинам. Первой являлась большая трудоемкость в получении обучающего датасета – необходима особенно тщательная разметка на изображениях масок правой и левой почек, масок камней, особенно камней сложной коралловидной формы. Также предлагаемые бесплатные инструменты для аннотирования изображений для сегментации имеют ограниченный функционал, условно-бесплатные инструменты ограничивают количество аннотированных изображений

Кроме указанной причины в результате сегментации изображения нейросетями обычно помимо изображений, на которых выделены контуры найденных объектов, что являются, безусловно, наглядным представлением найденных объектов, формируются текстовые файлы с описанием найденных объектов: класс объекта, координаты точек на изображении, по которым строится выделяющая контур маска. Поскольку в исследуемой области объекты почек и камней являются геометрически достаточно сложными объектами, то и маска выделения данных объектов содержит заранее неизвестное число точек, по координатам которых она строится. Что делает получаемую информацию малопригодной для проведения дальнейших расчетов параметров найденных объектов. Результаты сегментации являются информативно избыточными.

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В статье рассмотрены методы сегментации медицинских изображений, полученных в результате процедуры КТ внутренних органов человека. Сегментация медицинских изображений является ключевой технологией, позволяющей автоматизировать анализ изображений КТ и значительно ускорять процесс диагностики и планирования лечения. С помощью Python и доступных библиотек, таких как SimpleITK, Scikit-image, TensorFlow и Keras, можно реализовать различные методы сегментации, адаптируя их под конкретные задачи. Несмотря на достижения в области автоматизации, ручная сегментация по-прежнему может быть необходима для сложных случаев, и ее применение в сочетании с автоматизированными методами обеспечивает высокую точность анализа медицинских изображений.

Для решения задачи поиска объектов почек и камней в почках, реализованные программно и опробованные указанные выше методы сегментации медицинских изображений, полученных по результатам компьютерной томографии внутренних органов человека, желаемых результатов не принесли. Объекты камней обнаруживаются сегментацией по порогу и региональным наращиванием. Однако и в данных методах имеются свои ограничения: сегментация по порогу определяет все объекты выше указанного порога, в том числе кости таза, ребер, позвоночника. Сегментация региональным наращиванием для поиска камней связана с удачным определением начальных координат сегментации, что в задаче поиска объектов камней на изображении является неизвестным. Прочие рассмотренные в данной статье методы сегментации положительных результатов в задаче поиска объектов камней и почек не подошли. Сегментация с помощью нейронных сетей и машинного обучения сталкивается с трудностями создания аннотированного датасета для обучения нейросети. Создание хорошего датасета требует значительных человеческих ресурсов, высоко квалифицированных в данной области медицины. Кроме того, результаты сегментации обладают информационной избыточностью, что ограничивает их применение в дальнейших расчетах параметров обнаруженных камней.

**БЛАГОДАРНОСТИ**

Исследования выполнены при финансовой поддержке ФГБУ «Фонд содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере», программа «Старт», конкурс «Старт-Искусственный интеллект-1» (I очередь), заявка С1ИИ-112266, договор № 27ГС1ИИС12-D7/71365.

**КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ**

Авторы заявляют об отсутствии очевидных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией данной статьи.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

**Руденко Андрей Владимирович** – преподаватель ФГАОУ ВО «КФУ им. В.И. Вернадского».

E-mail: rudenkoandre@mail.ru

ORCID: https://orcid.org/0009-0004-6297-2742

**Руденко Марина Анатольевна** – к.т.н., доцент кафедры компьютерной инженерии и моделирования Физико-технического институтаФГАОУ ВО «КФУ им. В.И. Вернадского»

E-mail: rudenko.ma@cfuv.ru

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8334-8453

**Каширина Ирина Леонидовна** – д-р техн. наук, профессор, Воронежский государственный университет

E-mail: kash.irina@mail.ru

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8664-9817

**ANALYSIS OF MEDICAL IMAGES BASED ON CT SCANS OF HUMAN INTERNAL ORGANS USING SEGMENTATION METHODS**

**M.A. Rudenko\*, A.V. Rudenko\*, I.L. Kashirina\*\***

*\*V.I. Vernadsky Crimean Federal University,*

*\*\*Voronezh state university*

**Annotation.** The article is devoted to the application of methods for analyzing medical images obtained from the results of computed tomography of human internal organs using segmentation. The advantages and disadvantages of various segmentation methods are considered. The article also presents the results of image segmentation using these methods, in a software implementation in Python. The software implementation of the described segmentation methods has shown that these segmentation methods are poorly suited for solving the problem of searching for medical images obtained from CT scans of human internal organs. Some methods, for example, segmentation by threshold value, require the definition of threshold boundaries for segmentation, as a result of segmentation, it is impossible to distinguish between both human soft tissues (kidney, liver) and hard tissues (kidney stone, rib bones). Other methods, for example, threshold segmentation, require precise setting of the initial coordinates, which is an unknown value in advance in the task of searching for an object in the image. Other segmentation methods described in the article did not lead to the desired result of determining kidney objects and kidney stones on CT images of human internal organs. Segmentation methods using artificial neural networks have obstacles in their application, consisting in the high complexity of creating annotated images to create a training dataset, and the result of the neural network's segmentation is information redundant, difficult to apply to perform further calculations of the parameters found in kidney stones.

**Keywords**: segmentation, medical images, computed tomography, kidney, stone.

**REFERENCES**

**Rudenko Andrei V**. – teacher of the V.I. Vernadsky Crimean Federal University

E-mail: rudenkoandre@mail.ru

ORCID: https://orcid.org/0009-0004-6297-2742

**Rudenko Marina A**.– Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Computer Engineering and Modeling of the Institute of Physics and Technology of the V.I. Vernadsky Crimean Federal University

E-mail: rudenko.ma@cfuv.ru

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8334-8453

**Kashirina Irina Leonidovna**, Doctor of Technical Sciences, Professor, Mathematical Methods of

Operations Research Department, Voronezh state university, Voronezh, Russian Federation.

E-mail: kash.irina@mail.ru

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8664-9817