**Руденко Андрей Владимирович**

преподаватель, Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского, Симферополь. Сфера научных интересов: искусственный интеллект, нейронные сети, информационные системы. Автор 14 опубликованных работ. SPIN-код: 5432-7942, AuthorID: 1103832, ORCID: 0009-0004-6297-2742.

Электронный адрес: rudenkoandre@mail.ru

**Rudenko Andrei V.**

assistant of the V.I. Vernadsky Crimean Federal University. Research interests: artificial intelligence, neural networks, information systems. Author of 14 published works. SPIN-code: 5432-7942, AuthorID: 1103832, ORCID: 0009-0004-6297-2742.

E-mail: rudenkoandre@mail.ru

**Руденко Марина Анатольевна**

к.т.н., доцент кафедры компьютерной инженерии и моделирования Физико-технического института, Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского, Симферополь. Сфера научных интересов: искусственный интеллект, нейронные сети, информационные системы. Автор 49 опубликованных работ. SPIN-код: 1900-7487, AuthorID: 1076257, ORCID: 0000-0002-8334-8453.

Электронный адрес: rudenko.ma@cfuv.ru

**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. Research interests: artificial intelligence, neural networks, information systems. Author of 49 published works. SPIN-code: 1900-7487, AuthorID: 1076257, ORCID: 0000-0002-8334-8453.

E-mail: rudenko.ma@cfuv.ru

**Каширина Ирина Леонидовна**

д.т.н., профессор, кафедра математических методов исследования операций, Воронежский государственный университет, Воронеж, Российская Федерация. Сфера научных интересов: искусственный интеллект, нейронные сети, информационные системы. Автор 244 опубликованных работ. SPIN-код: 1299-4820, AuthorID: 340565, ORCID: 0000-0002-8664-9817

Электронный адрес: kash.irina@mail.ru

**Kashirina Irina L.**

Doctor of Technical Sciences, Professor, Mathematical Methods of Operations Research Department, Voronezh state university, Voronezh, Russian Federation. Research interests: artificial intelligence, neural networks, information systems. Author of 244 published works. SPIN-code: 1299-4820, AuthorID: 340565, ORCID: 0000-0002-8664-9817.

E-mail: kash.irina@mail.ru.

УДК 004.931

А.В. Руденко, М.А. Руденко, И.Л. Каширина

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К СЕГМЕНТАЦИИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ КТ ВНУТРЕННИХ ОРГАНОВ ЧЕЛОВЕКА

**Аннотация**. Статья посвящена вопросам применения методов сегментации в задачах анализа медицинских изображений, полученных по результатам проведения процедуры компьютерной томографии внутренних органов человека. Рассмотрены преимущества и недостатки различных методов сегментации, представлены результаты их программной реализации. В частности, отмечено, что сегментация по пороговому значению не позволяет различать между собой как мягкие ткани человека (почка, печень), так и твердые ткани (камень в почке, кости ребер). Сегментация региональным наращиванием требует точного задания начальных координат сегментов, что в задаче поиска объектов на изображении КТ является заранее неизвестной величиной. Методы сегментации с применением искусственных нейронных сетей также имеют сложности в применении, заключающиеся в высокой трудоемкости создания аннотированных изображений для обучающего датасета.

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

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

COMPARATIVE ANALYSIS OF APPROACHES TO SEGMENTATION OF MEDICAL IMAGES BASED ON CT SCANS OF HUMAN INTERNAL ORGANS

**Annotation.** The article is devoted to the application of segmentation methods in the tasks of analyzing medical images obtained from the results of a computed tomography procedure of human internal organs. The advantages and disadvantages of various segmentation methods are considered, and the results of their software implementation are presented. It was noted that segmentation by threshold value does not allow distinguishing between both human soft tissues (kidney, liver) and hard tissues (kidney stone, rib bones). Segmentation by regional increment requires precise setting of the initial coordinates of the segments, which is an unknown value in advance in the task of searching for objects in a CT image. Segmentation methods using artificial neural networks also have difficulties in application, consisting in the high complexity of creating annotated images for a training dataset.

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

**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. 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 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 [1; 2]. 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 [3; 4; 5].

Применение сегментации в медицинской визуализации открывает широкие возможности для повышения эффективности диагностики и лечения. Сегментация медицинских изображений может быть использована для [6; 7]:

* **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 являлся анализ существующих алгоритмов сегментации для реализации в системе поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с применением компьютерного зрения. 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.

**Материалы и методы исследования**

**1. Методы сегментации медицинских изображений**

Существует множество методов автоматизированной сегментации, каждый из которых имеет свои преимущества и недостатки [8-12].

**1.1.** **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. Отметим, что здесь и далее рассматриваются только монохромные изображения, каждый пиксель которых характеризуется одним значением – уровнем яркости (интенсивности черного цвета). Такие изображения характерны для снимков КТ.

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.

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

**Этот метод использует набор зерен в качестве входных данных, наряду с исходным изображением.** Построение сегмента начинается с задания начального зерна, принадлежащего объекту (seed point), и распространяется в соседние пиксели, пока не будут достигнуты границы объекта. **Области итеративно расширяются путем сравнения всех нераспределенных пикселей, соседних с уже сегментированными областями. Разница между значением яркости пикселя и средним значением яркости области используется в качестве меры сходства. Этот процесс продолжается до тех пор, пока все пиксели не будут рассмотрены. Поскольку сегментация с помощью растущих областей требует задания начальных зерен в качестве дополнительного входного сигнала, результаты сегментации зависят от выбора этих зерен, а шум на изображении может привести к неправильному отысканию областей.**

**Пусть – значение яркости пикселя в точке , где R - набор пикселей, уже входящих в сегментированную область, I(R) - cсреднее значение яркости для точек, входящих в R. Тогда алгоритм регионального наращивания (для сегментации одного объекта) можно записать так.**

1. **Выбрать начальное зерно – точку .**
2. **Добавить в R.**
3. **Для каждого пикселя p, граничащего с точками из R:**

**Если , то добавить p в R.**

**4. Процесс разрастания региона заканчивается, когда больше ни одна точка изображения не может быть присоединена к данному региону**

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

**Недостатки:** зависит от выбора начальных точек.

**1.3.** **Сегментация методом водораздела (Watershed Segmentation)**

**Метод водораздела — это популярный алгоритм сегментации изображений, который рассматривает изображение как топографическую карту, где яркости пикселей интерпретируются как высоты. Светлым областям соответствуют пики, темным областям- впадины. Идея алгоритма заключается в том, чтобы «затопить» эту топографическую карту водой, начиная с минимальных значений яркости (впадин), пока не встретится вода из разных источников. Места встречи воды образуют границы сегментов.**

**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». Для этого в каждой точке рассчитываются значения где и – величины прироста яркости по координатам x и y соответственно. Высокие значения показывают, где происходят резкие изменения яркости, что обычно соответствует границам объектов.
5. **Выделение границ.** Применяя водораздельные линии выделяются границы объектов на исходном изображении.

**Преимущества сегментации по водоразделу:**

* **Устойчивость к шуму.** Метод водораздела относительно устойчив к шуму на изображении.
* **Выделение объектов с нечеткими границами. Метод способен выделить объекты c** 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 со сложной формой, где направление границы трудно определить.

**1.4. Сегментация методом Оцу**

Сегментация методом Оцу — это метод автоматического отыскания порогового значения, который используется для разделения изображения на два класса- объекты и фон. Он основан на принципе максимизации межклассовой дисперсии.

Алгоритм сегментации методом Оцу:

1. Расчет гистограммы изображения. Гистограмма показывает, сколько пикселей каждого уровня яркости (от 0 до 255) присутствует в изображении.
2. Перебор всех возможных пороговых значений яркости. Для каждого возможного порогового значения (от 0 до 255):
   1. Пиксели делятся на два класса: те, которые имеют яркость ниже порога (фон), и те, которые имеют яркость выше или равную порогу (объекты).
   2. Вычисляется средняя яркость и вероятность появления пикселей для каждого класса.
   3. Вычисляется межклассовая дисперсия, с учетом средних яркостей и вероятностей обоих классов.

3. Оптимальный порог определяется как тот, который максимизирует межклассовую дисперсию.

Преимущества метода Оцу:

* Автоматический: Метод Оцу не требует ручного выбора порогового значения.
* Эффективный: Метод Оцу работает быстро и не требует большой вычислительной мощности.

Недостатки метода Оцу:

* Подходит не 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.

**1.5.** **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:**

* **U-Net. U-Net — это архитектура сверточной нейронной сети (CNN), оптимизированная для сегментации изображений. U-Net состоит из симметричной архитектуры с нисходящей и восходящей частями, что позволяет эффективно использовать информацию с разных уровней абстракции. Она использует операции свертки для извлечения признаков и операции деконволюции для восстановления сегментов на исходном разрешении изображения.**
* **ENet — это нейронная сеть для сегментации в реальном времени, которая оптимизирована для быстрого выполнения на устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами.**

**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 открывают новые возможности для медицинской визуализации. DNN позволяют автоматизировать процесс сегментации, достигать высокой точности и устойчивости к шуму.**

**2. Библиотеки Python для сегментации**

Python предлагает богатый набор библиотек для сегментации медицинских изображений:

* **OpenCV, SimpleITK, Scikit-image -** библиотеки для обработки изображений с удобным интерфейсом и широким набором функций. Поддерживают различные методы сегментации, включая пороговую, региональное наращивание, метод Оцу, алгоритм водораздела.
* **TensorFlow и PyTorch - фреймворки для глубокого обучения, позволяющие создавать и обучать нейронные сети для сегментации изображений.**

**3. Обзор инструментов для разметки изображений для нейросетевой 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:

* **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 на языке Python, для создания аннотаций сегментации с помощью многоугольников. Поддерживает форматы экспорта JSON и COCO. Доступен для Windows, macOS и Linux.
* **MITK –** Инструмент с открытым исходным кодом для 3D-визуализации и сегментации медицинских изображений.
* **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 **Label Studio** может быть достаточно. Для более сложных задач CVAT 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 и Scikit-image. 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**

**Источник: выполнено автором**

**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.**

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

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

**Источник: выполнено автором**

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

**Рисунок 3 – Результат сегментации по порогу, порог значений в диапазоне 10–175**

**Источник: выполнено автором**

**С помощью сегментации, реализованной методом пороговой сегментации по снимкам внутренних органов человека, удалось добиться разделения 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 4.**

**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.4а). Далее по сетке были определены начальные координаты для камня и для почки, выполнена процедура сегментации: найдены контуры камня (рис.4б), найдены контуры правой почки (рис.4в).**

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

**Рисунок 4 – Анализ изображения с помощью сегментации региональным наращиванием (пациент 1)**

**Источник: выполнено автором**

**Такая же процедура анализа была проделана для изображения пациента 2 (рисунок 5).**

**Камень по заданным координатам начальной точки поиска определился уверенно (рис.5б). Однако почку отделить от других мягких тканей путем перебора координат начальной точки поиска не удалось. Наилучший результат сегментации представлен на рисунке 5в, 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.**

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

**Рисунок 5 – Анализ изображения с помощью сегментации региональным наращиванием (пациент 2)**

**Источник: выполнено автором**

**Далее была выполнена программная реализация и анализ изображений внутренних органов для пациента 1 и пациента 2 путем сегментации методом Оцу. Результат представлен на рисунке 6.**

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

**б) пациент 2**

**Рисунок 6 – Анализ изображения с помощью сегментации методом Оцу**

**Источник: выполнено автором**

**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 7.**

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

**Рисунок 7 – Анализ изображения с помощью сегментации водоразделом**

**Источник: выполнено автором**

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.**

Сегментация объектов на МИ, полученных по результатам КТ внутренних органов человека, с помощью нейросетей и машинного обучения при проведении в рамках данного исследования пока не применялась. Причиной являлась большая трудоемкость в получении обучающего датасета – необходима тщательная разметка на изображениях масок правой и левой почек, масок камней, особенно камней сложной коралловидной формы. Такую разметку можно осуществить только при условии долгого и кропотливого совместного труда медиков и ИТ-специалистов. К сожалению, в открытых источниках нет уже размеченных датасетов для сегментации почек и конкрементов в почках. Поэтому эта задача пока остаётся в планах на дальнейшие исследования.

**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.

Для решения задачи поиска объектов почек и камней в почках, реализованные в данном исследовании программно 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. Рассмотренные в данной статье методы сегментации для решения задачи 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, поэтому пока данный подход остается перспективой для дальнейших исследований.

В настоящий момент в разработанной системе поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии были применены алгоритмы детекции, а не сегментации [5; 6]. Детекция показала хорошие результаты определения объектов правой и левой почек, наличия в почках объектов камней. Также параметры, получаемые в результате детектирования, позволили рассчитать массу и размеры найденных камней, определить координаты найденных камней, и на основании полученных и рассчитанных данных построить карту распределения плотности камня по его объему. Алгоритмы детекции и расчетов были реализованы в системе поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с применением компьютерного зрения.

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.

Литература

*Батищев Д. С.* Метод сегментации перекрывающихся форменных элементов крови на микроскопических медицинских изображениях / Д. С. Батищев, В. М. Михелев, А. А. Утянский // Экономика. Информатика. – 2020. – Т. 47, № 4. – С. 803-815. – DOI 10.18413/2687-0932-2020-47-4-803-815.

*Бузылев Ф. Н.* Обработка изображений с помощью нечеткой сегментации в медицинской диагностике / *Ф. Н. Бузылев, С. Н. Щербакова, Е. А. Бородин* // Российский химический журнал. – 2020. – Т. 64, № 4. – С. 84-87. – DOI 10.6060/rcj.2020644.11.

*Выговская Н. В.* Анализ алгоритмов для распознавания и сегментации медицинских изображений в нейронных сетях / Н. В. Выговская, М. В. Пашкевич, Р. В. Милевский // Материалы, оборудование и ресурсосберегающие технологии : Материалы Международной научно-технической конференции, Могилев, 25–26 апреля 2024 года. – Могилев: Межгосударственное образовательное учреждение высшего образования "Белорусско-Российский университет", 2024. – С. 352-353.

1. *Годунов А.И., Баланян С.Т.,* Егоров П.С. Сегментация изображений и распознавание объектов на основе технологии сверточных нейронных сетей // НиКСС. 2021. №3 (35). URL: https://cyberleninka.ru/article/n/segmentatsiya-izobrazheniy-i-raspoznavanie-obektov-na-osnove-tehnologii-svertochnyh-neyronnyh-setey.
2. *Руденко А.В. Руденко М.А. Каширина И.Л*. Алгоритмы 3D-реконструкции и расчета параметров объектов по результатам детектирования на медицинских изображениях. Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2024;12(2). Доступно по: https://moitvivt.ru/ru/journal/pdf?id=1594.
3. *Руденко А.* *В.* Метод оценки результатов детектирования и классификации объектов на медицинских изображениях / А. В. Руденко, М. А. Руденко, И. Л. Каширина // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2024. – № 1. – С. 137-148. – DOI 10.17308/sait/1995-5499/2024/1/137-148.
4. *Недопекин А.Е., Жилин В.В.* Сегментация изображений для задачи диагностики плоско-вальгусной деформации стоп // Научный результат. Информационные технологии. – Т.9, No1, 2024. – С. 46-57. DOI: 10.18413/2518-1092-2024-9-1-0-6.
5. *Смалюк А.Ф.* Сегментация дерматоскопических изображений новообразований кожи. Сравнение методик / А. Ф. Смалюк, М. С. Дешко, И. Д. Купчикова // Системный анализ и прикладная информатика. — 2024. — № 1. — С. 50-58. — ISSN 2309-4923. — Текст : электронный // Лань : электронно-библиотечная система. — URL: https://e.lanbook.com/journal/issue/353693.
6. *Хайретдинова Г. И.* Улучшенная модель сегментации при геометрических ограничениях для медицинских изображений / Г. И. Хайретдинова // Электронные средства и системы управления. Материалы докладов Международной научно-практической конференции. – 2023. – № 1-2. – С. 110-112.
7. *Хамад Ю. А.* Алгоритмы сегментации и распознавания объектов на медицинских изображениях на основе Шиарлет-преобразования и нейронных сетей / Ю. А. Хамад, К. В. Симонов, А. С. Кенц // Информатизация и связь. – 2020. – № 2. – С. 35-45. – DOI 10.34219/2078-8320-2020-11-2-35-45.
8. *Хамад* *Ю. А.* Сегментация опухоли молочной железы на медицинских изображениях с использованием комбинации нечеткой кластеризации и метода порога / *Ю. А. Хамад, А. Г. Зотин, К. В. Симонов, А. В. Медиевский* // Медицина и высокие технологии. – 2022. – № 1. – С. 44-52. – DOI 10.34219/2306-3645-2022-12-1-44-52.
9. *Ge Y., Zhang Q., Sun Y. et al.* Grayscale medical image segmentation method based on 2D&3D object detection with deep learning. BMC Med Imaging 22, 33 (2022). https://doi.org/10.1186/s12880-022-00760-2.

References

1. Batishchev D. S. (2020) Method of segmentation of overlapping shaped blood elements on microscopic medical images / D. S. Batishchev, V. M. Mikhelev, A. A. Utyansky // *Economy. Computer science*. Vol. 47, No. 4. Pp. 803-815. – DOI 10.18413/2687-0932-2020-47-4-803-815. (In Russian).
2. Buzylev F. N. (2020) Image processing using fuzzy segmentation in medical diagnostics / F. N. Buzylev, S. N. Shcherbakova, E. A. Borodin // *Russian Chemical Journal*. Vol. 64, No. 4. Pp. 84-87. – DOI 10.6060/rcj.2020644.11. (In Russian).
3. Vygovskaya N. V. (2024) Analysis of algorithms for recognition and segmentation of medical images in neural networks / N. V. Vygovskaya, M. V. Pashkevich, R. V. Milevsky // *Materials, equipment and resource-saving technologies : Materials of the International Scientific and Technical Conference, Mogilev, April 25-26, 2024.* – Mogilev: Interstate Educational Institution of Higher Education "Belarusian-Russian University". Pp. 352-353. (In Russian).
4. Godunov A.I., Balanyan S.T., Egorov P.S. (2021) Image segmentation and object recognition based on convolutional neural network technology // *NiKSS*. No.3 (35). URL: https://cyberleninka.ru/article/n/segmentatsiya-izobrazheniy-i-raspoznavanie-obektov-na-osnove-tehnologii-svertochnyh-neyronnyh-setey. (In Russian).
5. Rudenko A.V., Rudenko M.A., Kashirina I.L. (2024) Algorithms for 3D reconstruction and calculation of object parameters based on the results of detection in medical images. *Modeling, optimization and information technology*. 2024;12(2). URL: https://moitvivt.ru/ru/journal/pdf?id=1594. (In Russian).
6. Rudenko A.V. (2024) Method for evaluating the results of detection and classification of objects in medical images / A.V. Rudenko, M. A. Rudenko, I. L. Kashirina // *Bulletin of the Voronezh State University. Series: System analysis and Information Technology*. No. 1. Pp. 137-148. DOI 10.17308/sait/1995-5499/2024/1/137-148.
7. Nedopekin A.E., Zhilin V.V. (2024) Image segmentation for diagnostic tasks of flat-valgus deformation of feet // *Scientific result. Information Technologies*. Vol.9, No. 1. Pp. 46-57. DOI: 10.18413/2518-1092-2024-9-1-0-6. (In Russian).
8. Smalyuk A.F. (2024) Segmentation of dermatoscopic images of skin neoplasms. Comparison of methods / A. F. Smalyuk, M. S. Deshko, I. D. Kupchikova // *System analysis and applied computer science*. No. 1. Pp. 50-58. — Number 2309-4923. — Text : electronic // Lan : electronic library system. — URL: https://e.lanbook.com/journal/issue/353693 . (In Russian).
9. Khayretdinova G. I. (2023) Improved segmentation model with geometric constraints for medical images / G. I. Khayretdinova // *Electronic tools and control systems. Materials of the reports of the International Scientific and Practical Conference.* No. 1-2. Pp. 110-112. (In Russian).
10. Hamad Yu. A. (2020) Algorithms for segmentation and recognition of objects in medical images based on Shiarlet transformation and neural networks / Yu. A. Hamad, K. V. Simonov, A. S. Kents // *Informatization and communication*. No. 2. Pp. 35-45. – DOI 10.34219/2078-8320-2020-11-2-35-45. (In Russian).
11. Hamad Yu. A. (2022) Segmentation of a breast tumor in medical images using a combination of fuzzy clustering and the threshold method / Yu. A. Hamad, A. G. Zotin, K. V. Simonov, A.V. Medievsky // *Medicine and high technologies.* No. 1. Pp. 44-52. – DOI 10.34219/2306-3645-2022-12-1-44-52. (In Russian).
12. Ge Yu., Zhang K., Song Yu. et al. (2022) A grayscale medical image segmentation method based on the detection of 2D and 3D objects using deep learning. *BMC Medical Library* 22, 33. https://doi.org/10.1186/s12880-022-00760-2.