

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт фундаментальной биологии и биотехнологий

Базовая кафедра медико–биологических систем и комплексов

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой

_____ А. Н. Шуваев

подпись инициалы, фамилия

« ____ » _____ 20 __ г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Математические методы определения границ структур на медицинских
изображениях

тема

03.04.02 Физика

код и наименование направления

03.04.02.09 Технологическое сопровождение ядерной медицины и
медицинского оборудования

код и наименование магистерской программы

Научный руководитель _____

подпись, дата должность, ученая степень

А. Н. Шуваев

инициалы, фамилия

Выпускник _____

подпись, дата

Р. И. Колмаков

инициалы, фамилия

Рецензент _____

подпись, дата

К. ф.–м. н.

должность, ученая степень

М. Ю. Салтыков

инициалы, фамилия

Красноярск 2018

Оглавление

Введение.....	3
Цели и задачи.....	4
Общая классификация методов анализа и обработки медицинских изображений	5
Выделение объектов интереса на медицинских изображениях.....	10
Детектирование и выделение границ на изображениях.....	11
Различные методы выделения границ.....	11
Детекторы первого рода или операторы, основанные на градиенте.....	12
Классические операторы.....	12
Оператор Роберта.....	12
Оператор Собеля.....	13
Оператор Превитта.....	13
Детектор границ Canny.....	15
Алгоритм детектора границ Canny.....	16
Детекторы границ второго рода.....	18
Оператор Marr-Hildrith.....	18
Метод нечёткой логики (Fuzzy logic).....	19
Вейвлетные (Wavelet Based) детекторы границ.....	21
Гибридные детекторы границ.....	21
Морфологическая водораздельная трансформация (метод водораздела или Morphological Watershed Transformation).....	23
Модель 25-ти соседей (Twenty-Five Neighborhood Model).....	25
Методы исследования.....	27
Выбор типа изображений.....	28
Программный комплекс.....	29
Результаты работы программного комплекса.....	30
Критерии оценки качества оконтуривания изображения.....	36
Оценка количества потерянных пикселей в контуре и устойчивость к шумам. .	37
Средний процент потерянных пикселей.....	40

Среднеквадратическая ошибка определения контура.....	41
Индекс структурного сходства.....	43
Результаты и выводы.....	44
Список литературы.....	46

Введение

Не смотря на развитие современного медицинского диагностического оборудования первичные графические данные, получаемые при сканировании пациентов, не всегда могут дать высокого разрешения и чёткости картинки. Медицинские изображения, обычно, нечёткие и имеют структуры с размытыми границами что усложняет их интерпретацию и требует большого опыта и временные затраты.

До сих пор ещё не внедрена автоматическая обработка и интерпретация медицинских графических данных. Поэтому автоматизация некоторых стадий обработки облегчит процесс взаимодействия с медицинскими изображениями и сократит время на обработку, что количественно и качественно улучшит процесс диагностики.

Помимо всего прочего большинство программ, используемых в клиниках, не имеют достаточно широкого функционала для оконтуривания и выделения областей интереса с последующей их обработкой, а расширенные функции стоковых медицинских программ часто необходимо закупать отдельно, что могут позволить себе не все клиники.

Так же не во всех медицинских учреждениях присутствует специальное оборудование для обработки первичных медицинских графических данных.

Всё вышесказанное делает целесообразным процесс частичной автоматизации и облегчения обработки медицинских изображений, в частности оконтуривание границ структур на этих изображениях.

Цели и задачи

Целью данной работы является создание программного комплекса обработки медицинских изображений по оконтуриванию объектов на них. Для достижения этой цели необходимо выполнить ряд задач, приведённый ниже:

- Изучение существующих алгоритмов оконтуривания изображений
- Выбор наиболее подходящих методов для использования в программном комплексе
- Подготовка базы медицинских изображений для тестирования программы
- Тестирование на различных группах медицинских изображений
- Выделение критериев оценки работы программы
- Оценка работы программного комплекса

Общая классификация методов анализа и обработки медицинских изображений

1. Улучшение качества

Уменьшение шумов, удаление артефактов, интерполяция и реформатирование, компенсация пространственных искажений, повышение контраста области интереса на изображении.

Применяется, когда различия здоровой и патологической ткани незначительны.

В случае компьютерного анализа изображения применение методов улучшения качества должно быть сведено к минимуму.

2. Сегментация

Отделение объекта или области интереса от окружающего фона. Визуальная сегментация не всегда вызывает трудности, но автоматическое выделение объектов на медицинских изображениях сложная задача.

Методы сегментации базируются на яркостной, градиентной и текстурной информации изображения. Используют такие алгоритмы, как:

- бинаризация по порогу

Суть алгоритма в переводе цветного изображения в черно-белое. Каждому пикселю присваивают значения либо 1 либо 0 (поэтому алгоритм называется бинаризацией). Решение о присвоении 0 или 1 выдаётся после сравнения яркости каждого пикселя с заданным порогом.

Достоинства метода: уменьшение графической информации, упрощение дальнейшей обработки изображения.

Недостатки: возможные потери деталей, искажения, появление шума, возможные разрывы линий.

Одним из популярных методов бинаризации является метод Брэдли, он описан в оригинальной статье Дерек Брэдли. [1]

- морфологическая фильтрация

Математическая морфологическая фильтрация использует язык теории множеств и представляет собой набор методов для улучшения качества изображений прошедших бинаризацию. Морфологическая фильтрация использует набор масок, которые «скользят» по изображению и исправляют

недостатки изображения после бинаризации, а именно заливают «дырки» внутри линий, убирают пиксельный шум между линиями, делают линии более тонкими (по возможности толщиной в 1 пиксель), замыкают разорванные линии и удаляют одиночные пиксели шума.

Математическая морфология так же может быть использована для выделения контуров, остовов и выпуклых оболочек.

Применение морфологических методов обработки изображений представлено статье [2].

- наращивание областей

Алгоритмы наращивания областей используются, если в обрабатываемом изображении есть связность внутри его сегментов. Наиболее простым алгоритмом наращивания областей является «поточечное» наращивание [3]. Суть метода заключается в определении начального пикселя (точки), который удовлетворяет некоторым условиям, и присоединением к нему соседних областей. Наращивание продолжается до того момента, как критерий связности превысит определенное значение. Например, критерием остановки может быть граница объекта.

Метод наращивания областей обычно применяют как предварительный этап обработки графических данных, а не как самостоятельный метод сегментации [4].

- активные контуры

Метод активных контуров является вариационным методом нахождения границ и имеет динамический характер [5]. Изначально контур задаётся как обычная прямая линия, каждой точке которой задаётся определенное значение «энергии», которая высчитывается по формуле (1):

$$\int \dot{c}(v_i) + \beta E_{ext}(v_i) \quad (1)$$
$$E_i = \alpha E_c$$

где α и β – константы относительной коррекции энергии; $\int \dot{c}(v_i)$ – функция энергии, зависящая от формы контура; $E_{ext}(v_i)$ – функция энергии, зависящая от свойств изображения и типа градиента в окрестности точки v_i .

Далее линия начинает деформироваться таким образом, чтобы для каждой точки минимализировать критерий (1). Именно поэтому такие линии называют кривыми минимальных энергий. [6]

Недостатки метода:

-возможны слияния точек, что приводит к закруглению границ;

-алгоритм может работать некорректно, если изображение и объекты на нём не имеют чётких границ.

- деформируемые шаблоны

Метод основан на соответствии графических данных некоторым шаблонам, которые могут изменяться под воздействием функции внутренней энергии.

Имеется модель исходного объекта и входное изображение, которое задаёт силовое поле, деформирующее исходную модель. Деформируемые модели заданы не «жестко» и могут менять свою форму [7].

Данный метод похож на метод активных контуров, шаблоны также деформируются в соответствии с энергией каждой точки, но в отличие от метода активных контуров, метод деформируемых шаблонов способен более гибко настраиваться на поиск объектов с разной структурой. Всё зависит от различных энергий.

В качестве примера деформируемой модели может выступать модель «змеи». Это деформируемая модель, которая задаётся сплайном. Контрольные точки сплайна перемещаются по изображению, а энергия представляется как взвешенная сумма внутренней и внешней энергии (формула энергии имеет такой же вид, как формула (1)). [8]

- нейронные сети

Искусственные нейронные сети (ИНС) представляют собой различные программы, работающие по принципу биологических нейронных сетей. ИНС обычно состоят из большого количества искусственных нейронов, представляющих собою систему простых процессоров связанных между собой.

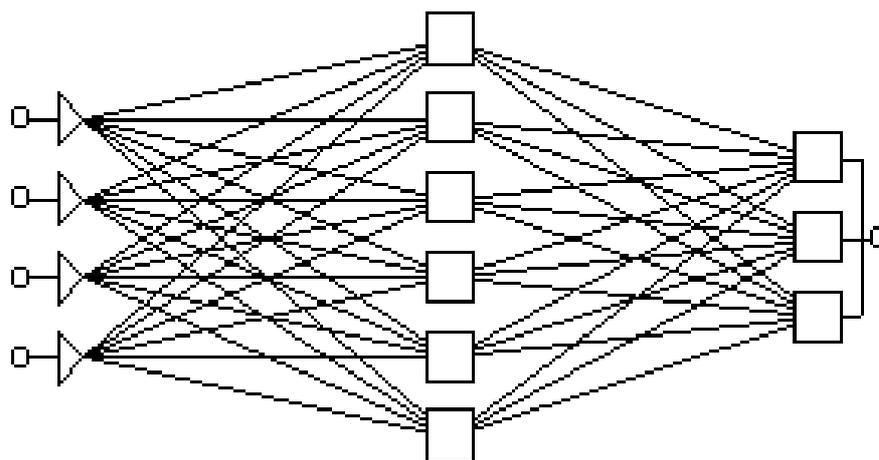


Рис. 1. Схема простой нейросети. Треугольниками обозначены входные нейроны, квадраты посередине – внутренний слой нейронов, квадраты справа – выходные нейроны.

Процессоры внутри сетей довольно просты и работают только с сигналами. Сам по себе одиночный процессор не представляет интереса, но все «нейроны» в совокупности способны выполнять сложные задачи.

Главное отличие ИНС от обычных программируемых алгоритмов заключается в возможности обучения. После многократного прогона через нейросеть большого объема типовых данных, нейросеть «учится» искать закономерности в этих данных и обобщает их. Это становится возможным благодаря подбору коэффициентов связи между нейронами в процессе обучения. [9]

Наиболее эффективными для распознавания цифровых изображений являются свёрточные нейронные сети (СНС) [10]. Свёрточная нейросеть использует операцию свёртки и состоит из чередующихся сверточных и субдискретизирующих слоёв. Суть операции свёртки в поэлементном умножении изображения на матрицу свёртки и суммирование результата. Далее результат записывается в аналогичную позицию выходного изображения. [11]

Главным достоинством нейросетей такого типа является высокий результат при решении задач сегментации. [10]

Из недостатков метода (СНС) можно отметить следующее: все анализируемые изображения должны быть одного размера; процесс обучения может занять продолжительное время; для реализации настоящего процесса распознавания необходимо большое количество данных для обучения. [10]

3.Количественный анализ

Эти методы применяются к отсегментированным объектам медицинских изображений для выделения информации о их размерах, форме, текстуре, морфологии и динамики во времени.

Количество выходных признаков должно быть небольшим, и они не должны коррелировать друг с другом.

4.Совмещение

Совмещение двух цифровых изображений одной и той же части человеческого тела для последующей обработки или анализа изображений. Снимки могут быть разной модальности (МРТ и ПЭТ) или одной модальности, но снятые в разное время.

Возможно совмещение изображений пациента с контрольным изображением здорового человека или с цифровым анатомическим атласом того или иного органа. Полученная карта соответствия используется для попиксельного сравнения изображений, оценки изменения формы и мониторинга роста новообразований, анализа деформации и др.

5.Сжатие, архивирование, хранение и поиск в базах данных

Одной из самых сложных и наукоёмких задач является поиск изображений по содержанию, заданному изображением образцом. Это поможет сравнивать изображения с предыдущими или похожими снимками из клинической практики, хранящимся в цифровых архивах.

6.Визуализация и виртуальная реальность

Компьютерная графика, системы компьютеризированной диагностики, тренажёры и образовательные системы (например, *visiblehuman*).

Выделение объектов интереса на медицинских изображениях

Выделение структур на медицинских изображениях является важной задачей при анализе графических данных. Объекты интереса на медицинских изображениях могут быть небольшими или малоконтрастными по сравнению с фоном. Первый шаг на пути диагностики это визуальное обнаружение патологических объектов на медицинских снимках. Сложности на этом этапе возникают из-за особенностей и качества самих изображений, а также из-за ограниченности зрительной системы самого исследователя [12].

Существует множество методов обработки и анализа изображений (они будут описаны ниже), каждый из которых работает лучше с теми или иными изображениями. Результаты работы алгоритма во многом зависят от самого исходного изображения, и одна из проблем заключается именно в выборе метода (или сочетания методов) для конкретного изображения.

При обработке и анализе графических данных можно выделить основные этапы, присущие практически всем методам [12]:

- Фильтрация;
- Предобработка;
- Сегментация;
- Распознавание;
- Диагностика.

Обработка изображения идёт последовательно. Каждое изображение перед анализом и обработкой необходимо подготовить, поэтому фильтрация и предобработка очень важны и во многом определяют результат дальнейших этапов выполнения алгоритма.

Выбор фильтров и операций предобработки зависит от задач анализа изображения и от его характеристик.

Выбор оптимального метода детектирования и описания объектов интереса на медицинских изображениях является актуальной проблемой.

Детектирование и выделение границ на изображениях

Обнаружение края является основным инструментом, используемым при обработке изображения. В основном для обнаружения признаков, с помощью которых можно определить точки в цифровом изображении, где яркость резко меняется, и находить разрывы.

Цель обнаружения границ в уменьшении количества данных в изображении с сохранением структурных свойств для дальнейшей обработки. Для изображения, представленного в градациях серого, обнаружение границы означает, что по обе её стороны уровень серого является более или менее однородным. Для зашумлённого изображения трудно детектировать края, т.к. оба края границы и шум содержат большой диапазон частот, что приводит к размытию и искажению результата. [13]

Различные методы выделения границ

Для выделения границ используют различные операторы определяющие изменения градиента уровней серого. Их можно разделить на две основные категории:

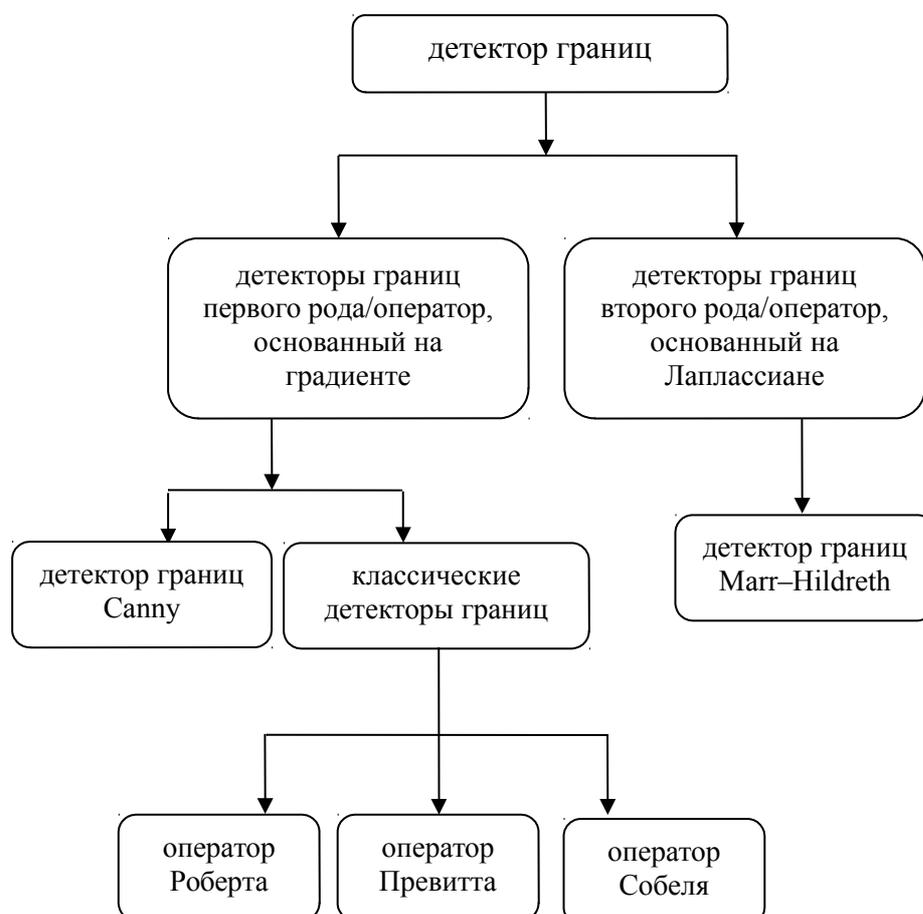


Рис. 2. Типы детекторов границ.

Детекторы первого рода или операторы, основанные на градиенте

Это операторы использующие первую производную или можно сказать использующие градиент изображения. Если задать входное изображение как $I(i,j)$, то градиент изображения вычисляется по формуле (2):

$$\nabla I(i,j) = \hat{i} \frac{\partial I(i,j)}{\partial i} + \hat{j} \frac{\partial I(i,j)}{\partial j} \quad (2)$$

где $\frac{\partial I(i,j)}{\partial i}$ и $\frac{\partial I(i,j)}{\partial j}$ градиенты в направлении i и j соответственно.

Величина градиента может быть найдена по следующим формулам:

$$|G| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial i}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial j}\right)^2} \text{ или } |G| = \sqrt{|G_i|^2 + |G_j|^2} \quad (3)$$

$$\theta = \arctan(G_i/G_j) \quad (4)$$

Величина градиента показывает силу границы, а направление градиента всегда перпендикулярно направлению границы. [13]

Классические операторы

Операторы Роберта, Собеля и Превитта относят к классическим операторам, которые легко осуществляются, но имеют высокую чувствительность к шуму.

Оператор Роберта

Этот оператор основан на вычислении и использовании градиента. Сперва он вычисляет сумму квадратов разности между соседними пикселями по диагонали с помощью дискретной дифференциации, а затем рассчитывает приблизительный градиент изображения. Входное изображение свёртывается ядрами оператора, и вычисляются величина и направление градиента. Оператор использует 2 ядра размерностью 2x2 [14]:

$$D_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ и } D_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Плюс данного оператора в его простоте. Минусами является маленькое ядро, большая чувствительность к шуму и плохая совместимость с современными технологиями. [13]

Оператор Собеля

Оператор Собеля является дискретным, дифференцирующим оператором. Используется для вычисления аппроксимации градиента функции интенсивности изображения для обнаружения края. Для каждого пикселя изображения оператор Собеля определяет соответствующий вектор градиента или нормаль к вектору. Далее происходит свёртка входного изображения с ядром и вычисляется величина градиента и его направление. [14]

Для вычислений в операторе используются 2 ядра размерностью 3x3:

$$D_i = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} u \quad D_j = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Из недостатков можно отметить более высокую времязатрату на вычисления, по сравнению с тем же оператором Роберта.

Достоинства метода: имеет большое ядро, что делает оператор менее восприимчивым к шуму. Из-за большой маски происходит локальное усреднение в её окрестности, что уменьшает ошибки от воздействия шумов. [15]

Оператор Превитта

Оператор Превитта использует 2 ядра размерностью 3x3 следующего вида:

$$D_i = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} u \quad D_j = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Оператор Превитта имеет более высокую производительность в выделении края, чем оператор Собеля. [13][16]

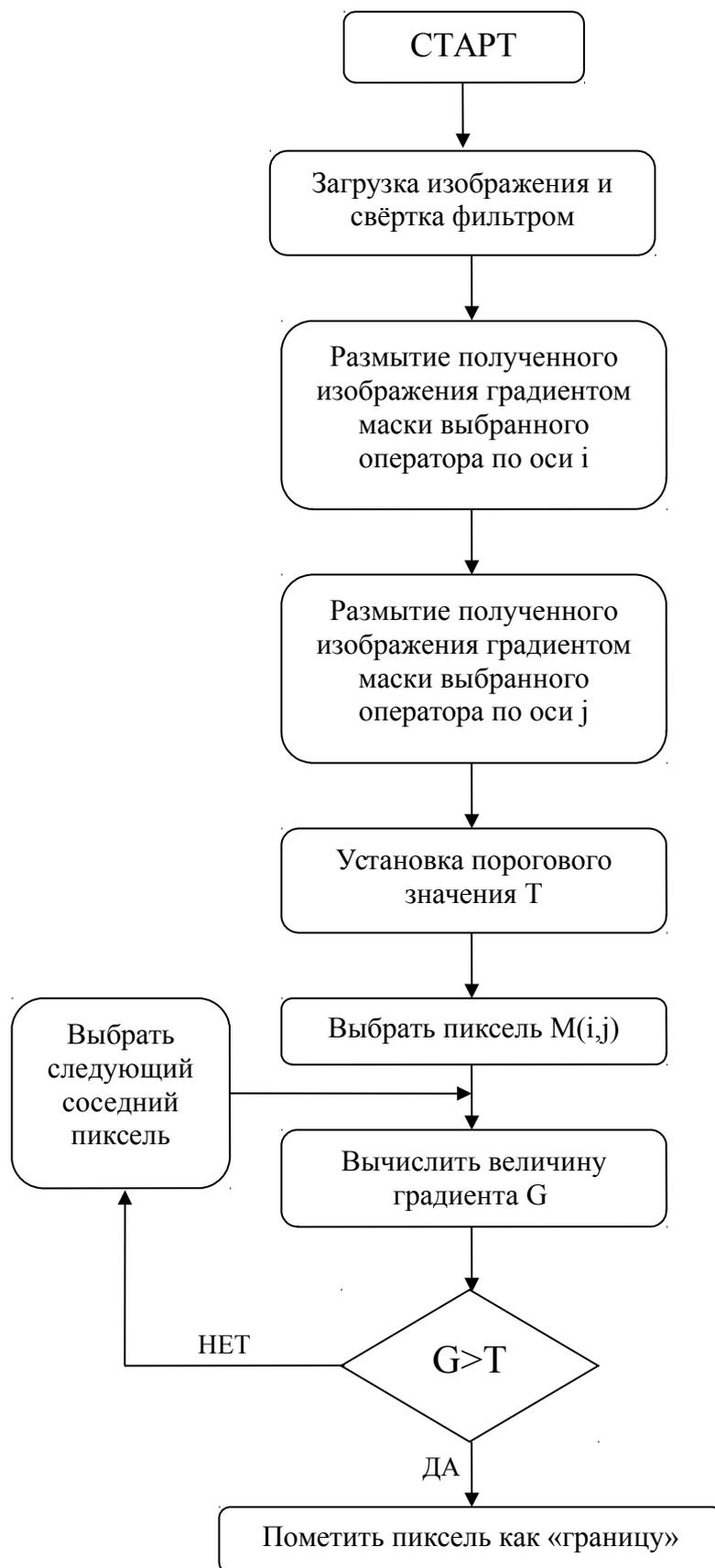


Рис. 3. Принцип работы алгоритма для классических операторов.

Детектор границ Санны

В 1986 г. Джон Ф. Канни разработал алгоритм обнаружения краев для изображений, которые искажены шумом. Целью Канни было разработать оптимальный алгоритм обнаружения края, который уменьшал бы вероятность обнаружения ложных краев и выдавал острые края. [17]

Детектор границ Санны является оптимальным методом, т.к. имеет ряд преимуществ:

- Обеспечивает хорошее обнаружение края;
- Чёткий отклик;
- Обеспечивает хорошую локализацию.

До сих пор детектор Санны превосходит многие из новых алгоритмов, которые были разработаны [20]. Он широко используется в современных методах обработки изображений с дальнейшими улучшениями. [13][14][18][19]

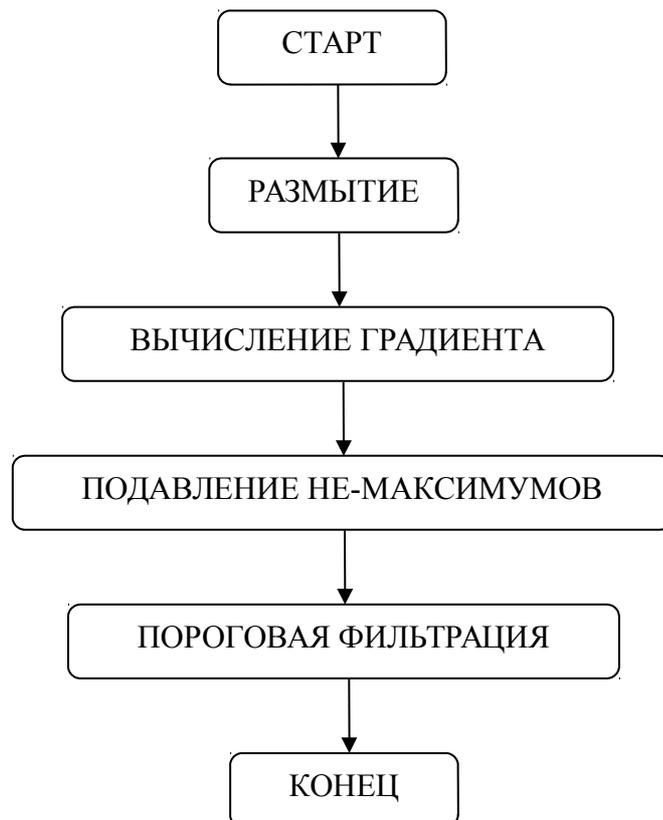


Рис. 4. Описание алгоритма детектора Санны.

Алгоритм детектора границ Canny

1) Ослабление шумов с помощью размытия

Шум на изображении сглаживается путём свёртки самого входного изображения $I(i,j)$ с фильтром Гаусса G . Математически результат сглаживания представляется формулой (5):

$$F(i,j)=G*I(i,j) \quad (5)$$

В большинстве случаев вычисление двумерного Гауссиана является затратным с точки зрения вычислительных ресурсов, поэтому используют приближение двумя одномерными Гауссианами, один в направлении i , а другой в направлении j . [20]

2) Нахождение градиента

На этом этапе края обнаруживаются там, где изменение интенсивности оттенков серого максимально. Требуемые зоны определяются с помощью градиента изображения. В действительности вычисляются два результата – градиент в направлении i и градиент в направлении j .

Наиболее удобен для применения в алгоритме Canny и устойчив к шумам оператор Собеля, поэтому градиент в направлении i и j определяется формулами [13]:

$$G_i=D_i*F(i,j) \text{ и } G_j=D_j*F(i,j) \quad (6)$$

где G_i и G_j – градиенты в направлении i и j соответственно.

3) Подавление не-максимумов

Границы изображения будут происходить в точках, в которых градиент находится на максимальном уровне. Таким образом, все точки не в максимуме должны быть подавлены. Для того чтобы сделать это, величина и направление градиента вычисляется в каждом пикселе. Сохранение всех локальных максимумов градиентного изображения и удаление не-максимумов позволяет добиться тонких краёв. [20]

4) Пороговая фильтрация

Выходной сигнал после подавления не-максимумов по-прежнему содержит локальные максимумы созданные шумом. Для улучшения качества фильтрации используют не один, а два порога t_{high} и t_{low} .

Для пикселя $M(i,j)$ имеющего величину градиента G есть следующие правила для детектирования его как границы [14][20]:

- Если $G < t_{low}$ пиксель не является границей
- Если $G > t_{high}$ пиксель является границей
- Если $t_{low} < G < t_{high}$ и любой из соседних пикселей в зоне 3×3 имеет градиент выше, чем t_{high} , то пиксель является границей

Преимущества детектора границ Canny:

- Менее чувствителен в шуму.
По сравнению с классическими операторами менее чувствителен к шуму. Использование фильтра Гаусса хорошо ослабляет шумы. Метод Marr-Hildrith так же более чувствителен к шуму, чем Canny.
- Отсутствует проблема пропуска границ.
В операторах использующих однопороговый фильтр возможен проскок истинной границы. Это значит, что если градиент края лежит чуть выше или чуть ниже установленного порога, то оператор удаляет полезную часть края, оставляя его незаконченным. Чтобы исключить это в алгоритме Canny используется двухпороговая фильтрация (такая техника называется “гистерезисом”).
- Адаптивный характер.
Алгоритм Canny может быть адаптирован к данному конкретному изображению с помощью регулирования его переменных параметров (в отличие от классических операторов в которых ядра заданы жестко). Регулировкой таких параметров как, например, стандартное отклонение (σ) или пороговые значения фильтра (t_{high} и t_{low}) можно добиться уменьшения фильтрации Гаусса или более тонких границ соответственно. Таким образом пользователь может улучшать работу алгоритма подгонкой параметров под конкретные графические данные.
- Хорошая локализация.
Оператор Canny обеспечивает ориентацию градиента кромки, что приводит к хорошей локализации края, в то время как в большинстве других алгоритмах этого не предусмотрено. [13]

Детекторы границ второго рода

Эти детекторы основаны на использовании второй производной, в частности Лапласиана ∇^2 . В таких операторах пиксель помечается как граница если вторая производная изображения становится нулевой. Оператор Лапласа для двумерного изображения $I(i,j)$ определяется формулой (7):

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} I(i, j) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} I(i, j) \quad (7)$$

Оператор Marr-Hildrith

До появления детектора Canny этот детектор границ был очень популярен. Этот градиентный детектор границ основан на использовании Лапласиана для взятия второй производной от изображения, это работает по методу нулевых пересечений. Гауссиан и Лапласиан используются вместе. Т.к. производная второго порядка чувствительна к шумам, Гауссиан нужен для их ослабления, а Лапласиан детектирует края границ (метод иногда называют Лапласиан Гауссиана или LoG (от англ. Laplacian of Gaussian)). [21]

Функция Гаусса задаётся формулой (8):

$$G(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(\frac{-i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

где σ это стандартное отклонение.

А оператор LoG принимает следующую форму:

$$\log = \frac{\partial^2}{\partial i^2} G(i, j) + \frac{\partial^2}{\partial j^2} G(i, j) = \frac{i^2 + j^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \exp\left(\frac{-i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

Данный метод имеет ряд недостатков: он генерирует ответы, которые не соответствуют краям, так называемые "ложные ребра". Также ошибки локализации довольно серьёзные при работе с изогнутыми краями. Т.к. производная второго порядка выступает как высокочастотный фильтр, данный метод также не применим в зашумлённой обстановке. [20]



Рис. 5. Алгоритм работы LoS оператора.

Метод нечёткой логики (Fuzzy logic)

Fuzzy logic работает с вычислениями на основе «степени истины», а не дискретных значений, таких как 0 или 1. Fuzzy обработка изображений представляет собой набор различных подходов к обработке, таких как фаззификация (приведение к нечёткости) изображения, изменение функции принадлежности и fuzzy дефаззификация (приведение к чёткости). [22]

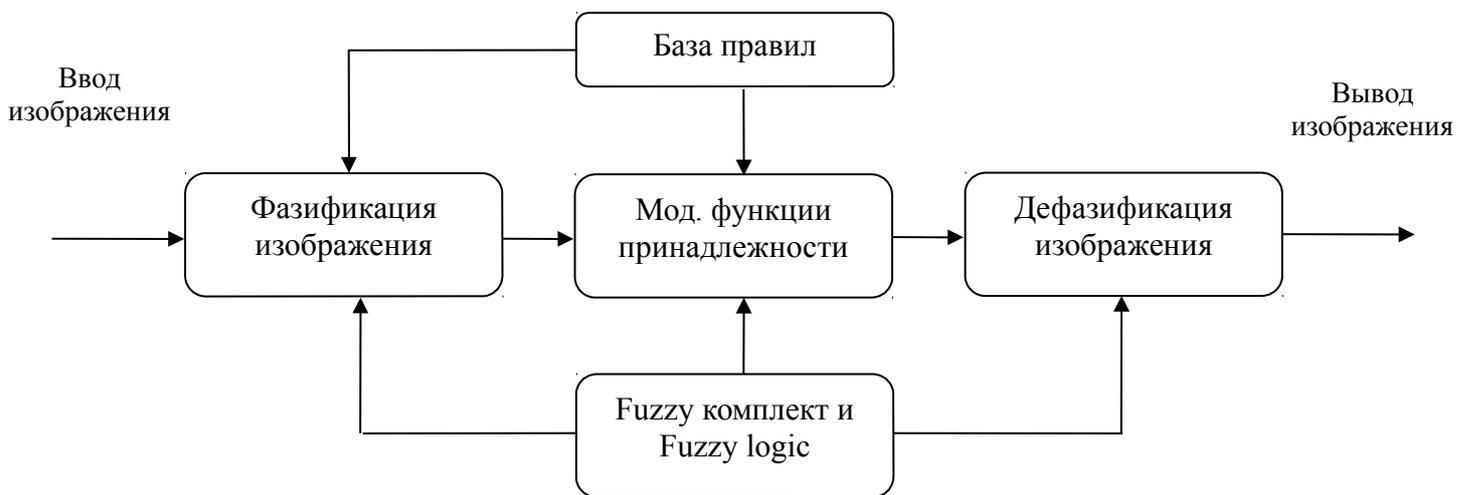


Рис. 6. Общая структура Fuzzy обработки изображения.

Кодирование данных изображения, т.е. фазификация и декодирование результата т.е. дефазификация позволяют обрабатывать изображение Fuzzy методами.

Основная сила Fuzzy метода обработки заключается в функции модификации принадлежности (Membership function modification). Функция принадлежности может принимать любые значения в интервале $[0,1]$, нечёткая логика даёт степень принадлежности к некоторому нечёткому множеству, в случае нахождения границ, определяет степень принадлежности пикселя к краю.

Нечёткая логика разработана в 1965 г. и представляет собой обобщение математической теории множеств и классической логики. Работа её схожа с работой нейронной сети или методов активных контуров.

Недостатки метода: для работы требуется большая база знаний и алгоритм разрабатывается для конкретных типов изображений (плохая адаптивность).

Достоинства: подходит для использования в качестве фильтра, для улучшения таких алгоритмов как, например, алгоритм Собеля. Подходит для гибридизации с другими методами для улучшения качества (усиления границ и подавления ложных пикселей) работы последних. [22][23]

Вейвлетные (Wavelet Based) детекторы границ

Вейвлетные детекторы границ основаны на применении вейвлетов (мат. функции, работающие с частотными компонентами данных) и вейвлет-преобразований (в общем случае представляют операцию свёртки данных с выбранной вейвлет-функцией).

Вейвлет функции обычно используют для сжатия и архивации изображений [31], но они могут использоваться в качестве фильтра (например, вейвлет Хаара) в паре с другим алгоритмом выделения границ для повышения качества выходного изображения. [18]

Вейвлет методы детектирования были популярны из-за возможности применения мультимасштабного фильтра (multiscale edge trackin) для нахождения границ [18][20]. Тем не менее, такие детекторы имеют ряд ограничений. Основной их недостаток в сложности реализации и подстройки, более подробно недостатки такого метода описаны в работе [24].

Гибридные детекторы границ

Гибридный метод использует нечёткую логику (Fuzzy logic) в сочетании с теорией вейвлетов для детектирования границ. С помощью такой гибридизации реализуется мультимасштабное детектирование границ вейвлетным преобразованием, а также убирается его неотъемлемое ограничение – плохая чувствительность направления границы с использованием нечёткой логики. Использование нечёткой логики помогает отфильтровать шумы и снизить частоту ложных обнаружений. Таким образом, гибридный детектор краёв имеет возможность обнаруживать края в произвольных направлениях, при этом сохраняя больше деталей на изображении и устойчивость к шуму. [25]

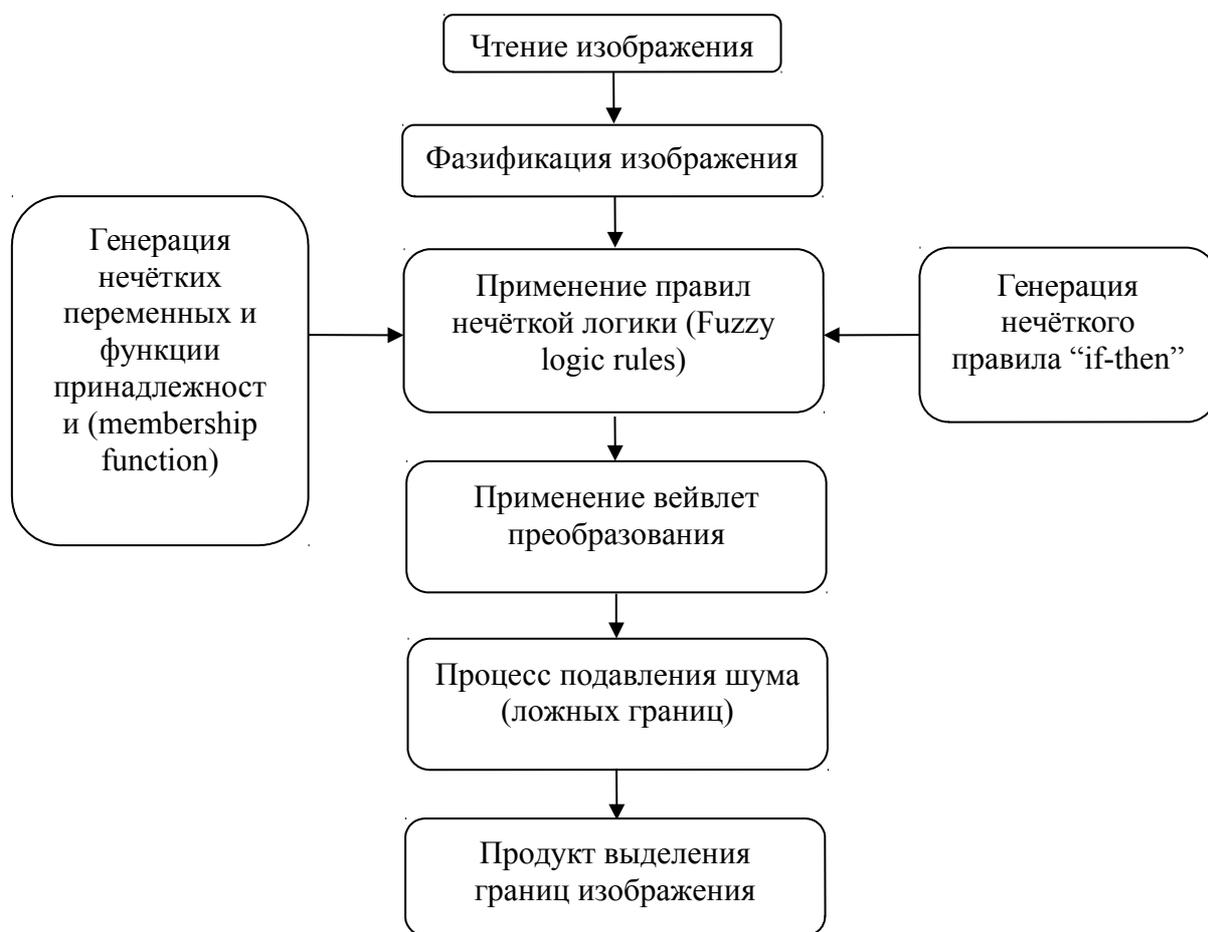


Рис. 7. Принцип работы гибридного детектора границ.

Направления краевых точек определяются процессом фазификации. Нечёткое правило “if-then” применяется к изображению в градациях серого для нахождения краевых точек вдоль горизонтальных, вертикальных и диагональных направлений. Процесс фазификации сопровождается вейвлет преобразованием. Фазифицированное изображение проходит вейвлет преобразование для выделения края. Следующим шагом избавляются от шумов и ложных границ, обнаруженных на предыдущих шагах. Маска размером 3x3 пропускается через полученное изображение, этот процесс продолжается до полного сканирования всего изображения. После сканирования ложные краевые пиксели удаляются и мы получаем изображение границ объекта. [25]

Морфологическая водораздельная трансформация (метод водораздела или Morphological Watershed Transformation)

Метод водораздела является частным случаем метода активных контуров, который был кратко описан с первой главе настоящей работы. Достоинство данного метода в хорошем обеспечении формирования контуров замкнутых объектов и их идентификации. Данный метод использования для работы с графическими данными клеток крови. [26][27]

Активные контуры широко используются в обработке медицинских изображений, т.к. дают неплохой сглаживающий эффект, уменьшающий дискретность изображения и шум. Тем не менее контуры тяжело инициализировать именно вокруг области интереса. Метод водораздела может выделять уникальные границы на изображении или на пачке изображений, однако не обеспечивает сглаживания и «обобщения». Для исправления этого недостатка метод объединяют с морфологическими операторами и масками подавляющими шум. [28]

Морфологические операторы работают со структурными элементами входного изображения и на выходе выдают изображение того же размера. Все морфологические операции основываются на двух принципах, называемых *fit* и *hit*. *Fit* означает такие условия, при которых все пиксели структурного элемента покрывают пиксели изображения, а *hit* это условия, при которых любой из пикселей структурного элемента покрывает пиксель в изображении. [29]

Основные морфологические операторы:

- Растяжение

Растяжение добавляет пиксели к границам объектов на изображении. Оно может быть использовано для «ремонта» разрывов или интрузий т.е. используется для увеличения объекта.

- Размытие

Размытие удаляет пиксели на границах объектов в изображении. Это может быть использовано для разделения на части соединенных объектов или стирания экстрезии, т.е. он используется для сжимания объектов.

- Открытие

Открытие используют для устранения выступающих частей, сломанных шеек и смягчения контуров.

- Закрытие

Закрытие используют для фьюзинга узких разрывов и длинных тонких заливов, устранения небольших отверстий, заполнения пробелов в контуре и сглаживания контуров.

- Реконструкция

Она включает в себя два изображения и структурный элемент (вместо одного изображения и структурного элемента). Одно изображение, маркер, является отправной точкой для преобразования. Другое изображение, маска, ограничивает преобразование.

Морфологической реконструкции используется для улучшения процедуры открытия и для восстановления исходных форм объектов после размывания.

Преимущества метода водораздела:

Во-первых, результаты связывают области с прилегающими границами делая их один пиксель в ширину, в отличие от традиционных подходов детектирования границ генерирующих разомкнутые контуры.

Во-вторых, область контуров хорошо «прилипает» к границам реальных объектов.

Недостатки: чувствителен к шуму, поэтому может выдавать ложные границы, не очень хорош в обнаружении тонких структур и низкоконтрастных областей

Более подробно водораздельное преобразование рассмотрено в работе [30].

Модель 25-ти соседей (Twenty-Five Neighborhood Model)

В качестве детекторов края могут быть использованы Клеточные автоматы (Cellular Automata или CA), которые представляют собой общие и простые модели параллельных вычислений. CA представляют собой дискретные динамические системы, и их простота в сочетании с их сложным поведением сделала их популярными для моделирования сложных систем. Двумерные CA с «соседями Мура» (25 соседей) (TFNCA - Twenty-Five Neighborhood Cellular Automata) подходят для детектирования границ. Расширенные соседи Мура это матрица 5x5 которая используется для изменения состояния путём сравнения различий между центральным пикселем и соседями. Тогда правила линейной CA применяются для бинарных изображений с нулевыми граничными условиями, чтобы получить желаемый результат. [31]

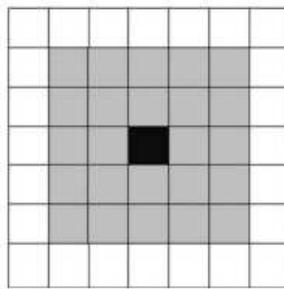


Рис. 8. Расширенная модель Мура.

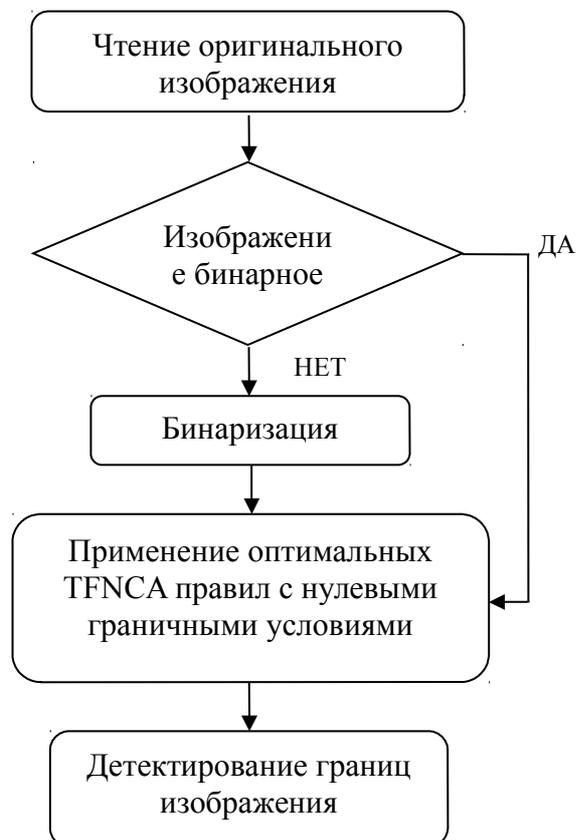


Рис. 9. Поточковая схема алгоритма TFNCA.

Для модели TFN существует $2^{25}=33554432$ линейных правила, которые можно реализовать всеми возможными операторами CA. Из них можно выделить правила для детектирования границ с нулевыми начальными условиями. В такой «соседской» структуре следующее состояние каждой «клетки» зависит от её текущего состояния и от состояния окружающих её двадцати четырёх соседей. Каждая клетка-сосед содержит основное правило, а все другие линейные правила являются производными, выражающимися в виде сумм основных правил [32]. Таким образом, можно выразить все 33554432 линейных правила, но для детектирования границ подходят не все, нужно подбирать оптимальные правила для улучшения результатов детектирования. [31]

Из достоинств метода можно отметить простоту и относительную быстроту вычислений, недостатком же является огромный объём «лишних» правил, которые не подходят для детектирования границ. Для каждого типа изображений нужно подбирать свои правила и финальный результат во многом зависит от правильности такого подбора.

Методы исследования

В работе использованы методы математической статистики, теории биотехнических систем, методы системного анализа, компьютерного моделирования для получения знаний об объекте диагностики.

В качестве языка программирования был выбран высокоуровневый язык программирования Python, т.к. он:

- легок в установке
- не требует много места на жестком диске
- все компоненты необходимые для работы распространяются бесплатно

Для исследования и оценки качества работы программы использовались обезличенные изображения PET-КТ взятые в Федеральном Сибирском научно-клиническом центре и Центре ядерной медицины ФМБА России. Изображения в количестве более 500 штук представляют различные области тела (голову, грудную клетку, область таза и изображения всего тела).

Выбор типа изображений

Для работы был выбран тип изображений PET-КТ (ПЭТ-КТ), т.к. одиночные ПЭТ снимки уже не используются. Когда ПЭТ снимки только начали появляться использовали одиночные ПЭТ изображения. Но были трудности с интерпретацией результатов. Сейчас используют только совмещенные изображения – ПЭТ-КТ, ПЭТ-МРТ.

В общем МРТ подходит для сканирования мягких тканей, что помогает в лучшей локализации опухолей головы, шеи, малого таза. Компьютерная томография лучше подходит для определения опухолей легких и органов средостения и поражения лимфатических узлов. Но статистически значимой разницы в диагностической эффективности ПЭТ-КТ и ПЭТ-МРТ обнаружено не было.

(<https://www.pet-net.ru/pacientu/news/sravnenie-effektivnosti-petkt-i-petmrt-v-klinicheskoy-praktike.html>)

Отличия между ПЭТ-КТ и ПЭТ-МРТ:

- PET/CT scanners can't perform simultaneous data acquisition. PET/MRI can.
- ПЭТ-КТ имеет значительную дозу облучения. ПЭТ-МРТ имеет более низкий уровень радиации.
- ПЭТ-КТ может выполнять визуализацию легких и кости. ПЭТ-МРТ не может.
- ПЭТ-КТ не обеспечивает хороший контраст для функциональных возможностей визуализации в отличие от ПЭТ-МРТ.
- ПЭТ-МРТ стоит больше, чем ПЭТ-КТ, и имеет более длительное время приема.
- ПЭТ-МРТ имеет ограниченное поле зрения и зависимость от костей, потому что он полагается на МР вместо рентгеновского излучения. Это одна из основных причин, по которым ПЭТ-МРТ не снимается.
- ПЭТ-МРТ различает жизнеспособную ткань и области некроза после операции и лучевой терапии. ПЭТ-КТ - нет. Это также улучшает обнаружение низкосортных или менее-FDG жадных лимфом и увеличивает шансы на обнаружение рецидива опухоли и недавно возникших отдаленных метастазов.
- ПЭТ-МРТ демонстрирует более высокую способность к картированию рецидивирующего рака предстательной железы, чем ПЭТ-КТ.

(<http://info.atlantisworldwide.com/blog/pet/ct-vs.-pet/mri>)

Программный комплекс

Программный комплекс включает в себя:

- 1) Детекторы границ:
 - На основе метода оконтуривания Canny
 - На основе метода оконтуривания Sobel
 - На основе метода оконтуривания LoG
- 2) Средства предварительной обработки изображений:
 - Работа с яркостью и контрастностью
 - Изменение цветовой схемы
 - Наложение и сглаживание шумов
 - Обрезание изображений
 - Изменение форматов изображения
- 3) Средства контроля качества оконтуривания и вспомогательные математические функции:
 - Функция подсчёта количества пикселей в границе
 - Расчёт среднеквадратической ошибки определения контура (MSE)
 - Расчёт индекса структурного сходства (SSIM)
 - Расчёт относительного числа потерянных пикселей при оконтуривании
- 4) Функция наложения оконтуренного изображения на исходное

Данный функционал позволяет проводить предобработку изображений, оконтуривать их несколькими способами, контролировать качество оконтуривания и выявлять наиболее подходящий способ для конкретного типа медицинских изображений. После оконтуривания происходит наложение контура на исходное изображение, что позволяет облегчить визуальное выделение границ областей интереса на медицинских изображениях и уменьшить время на их обработку, тем самым повысить продуктивность интерпретирующего эти данные врача.

Результаты работы программного комплекса

На рисунках ниже представлены некоторые результаты работы программы:

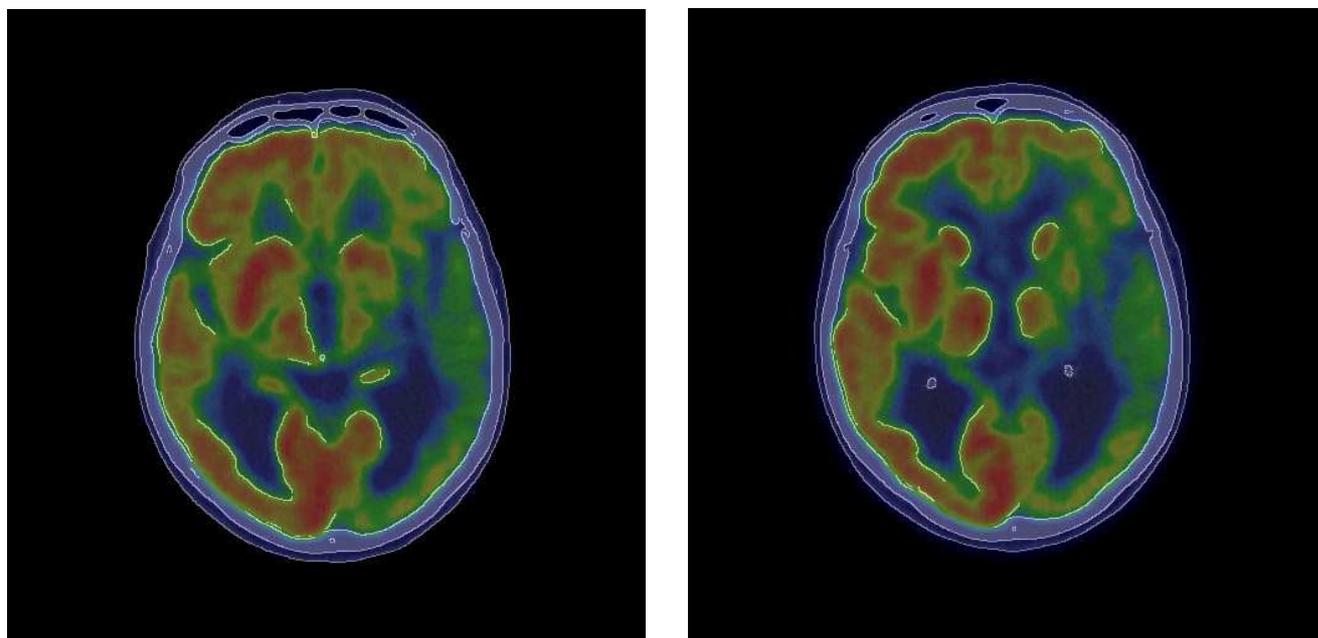


Рис. 10 – Результат наложения оконтуренного изображения на оригинальный снимок (используемый метод – Сanny, группа изображений №2)

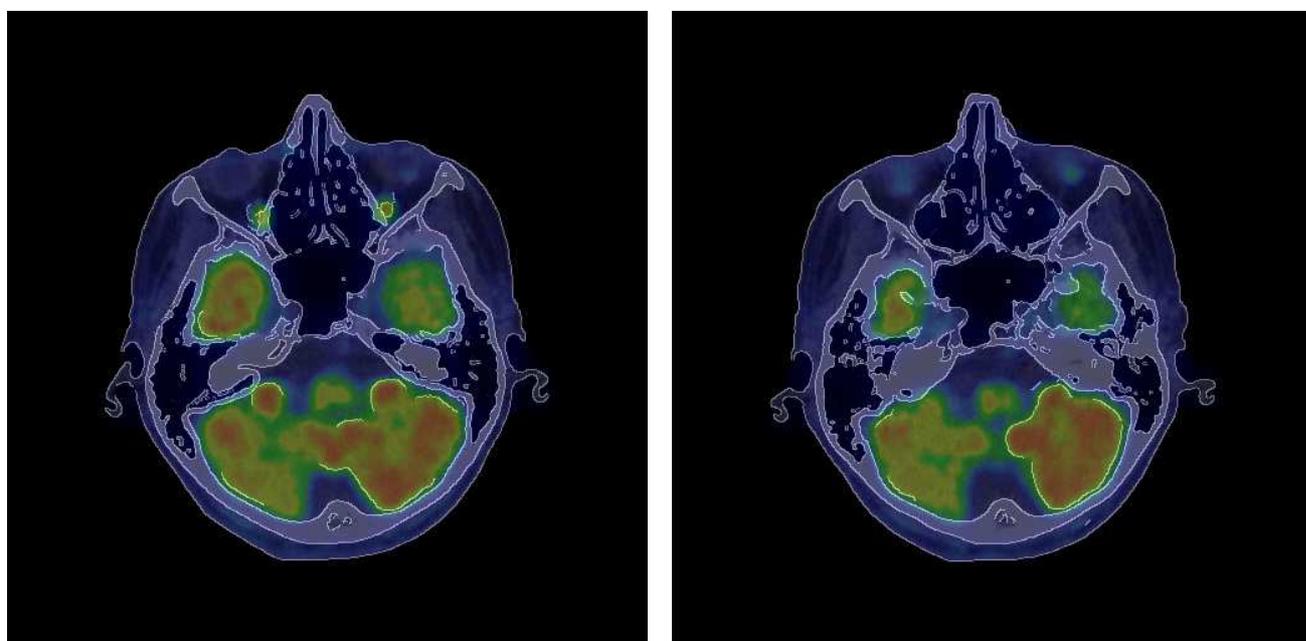


Рис. 11 – Результат наложения оконтуренного изображения на оригинальный снимок (используемый метод – Сanny, группа изображений №3)

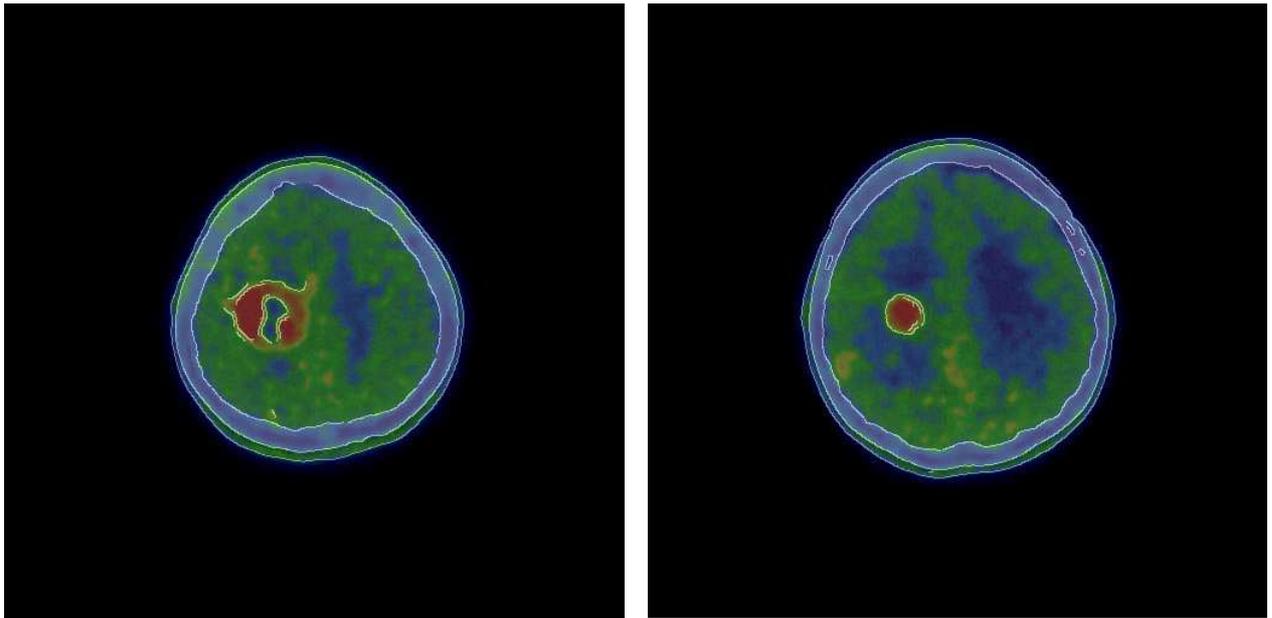


Рис. 12 – Результат наложения оконтуренного изображения на оригинальный снимок (используемый метод – Canny, группа изображений №1)

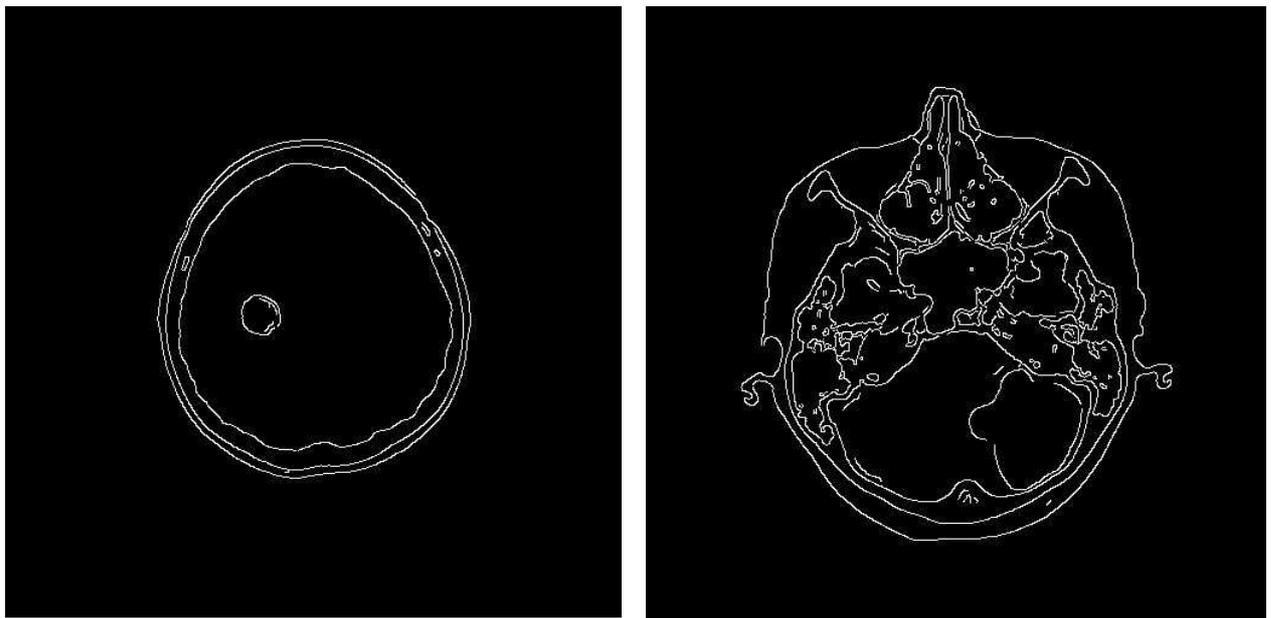


Рис. 13 – Результат оконтуривания изображения (используемый метод – Canny, группа изображений №1 и №3)

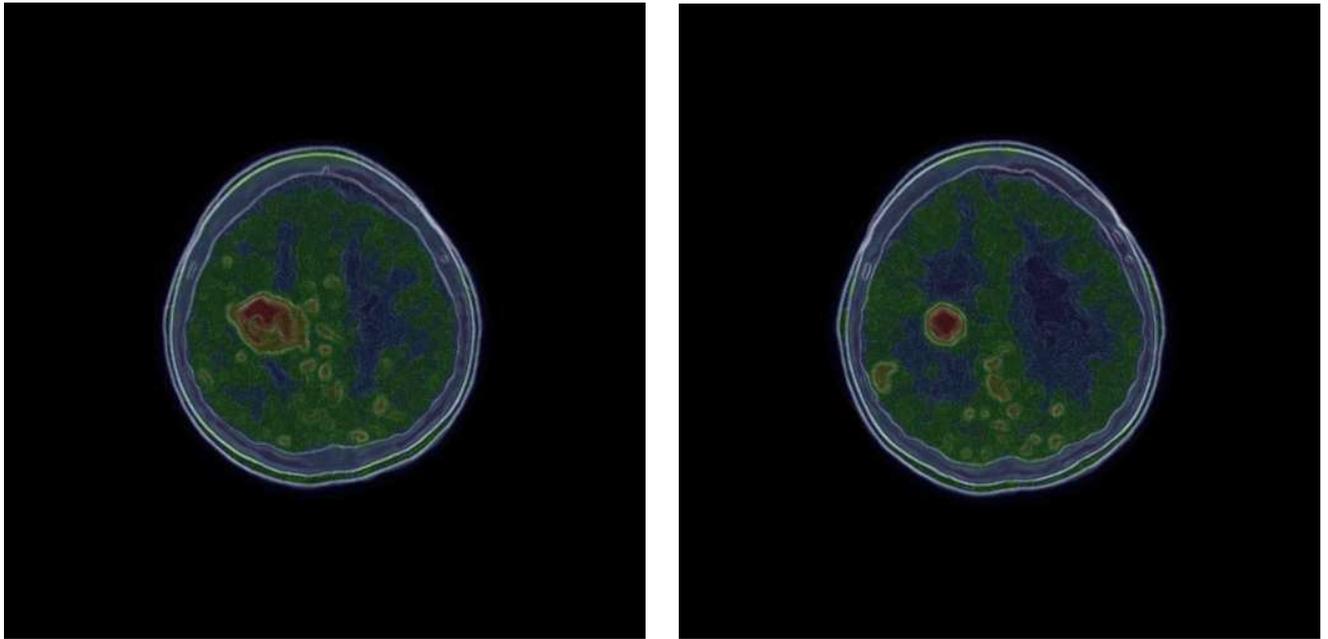


Рис. 14 – Результат наложения оконтуренного изображения на оригинальный снимок (используемый метод – Sobel, группа изображений №1)

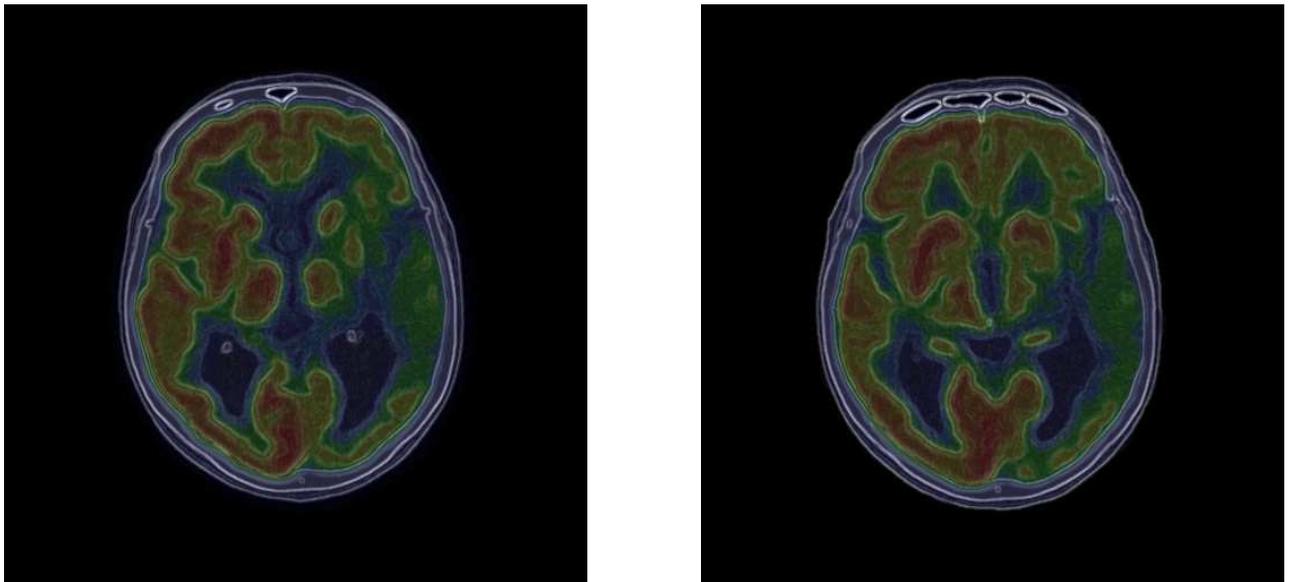


Рис. 15 – Результат наложения оконтуренного изображения на оригинальный снимок (используемый метод – Sobel, группа изображений №2)

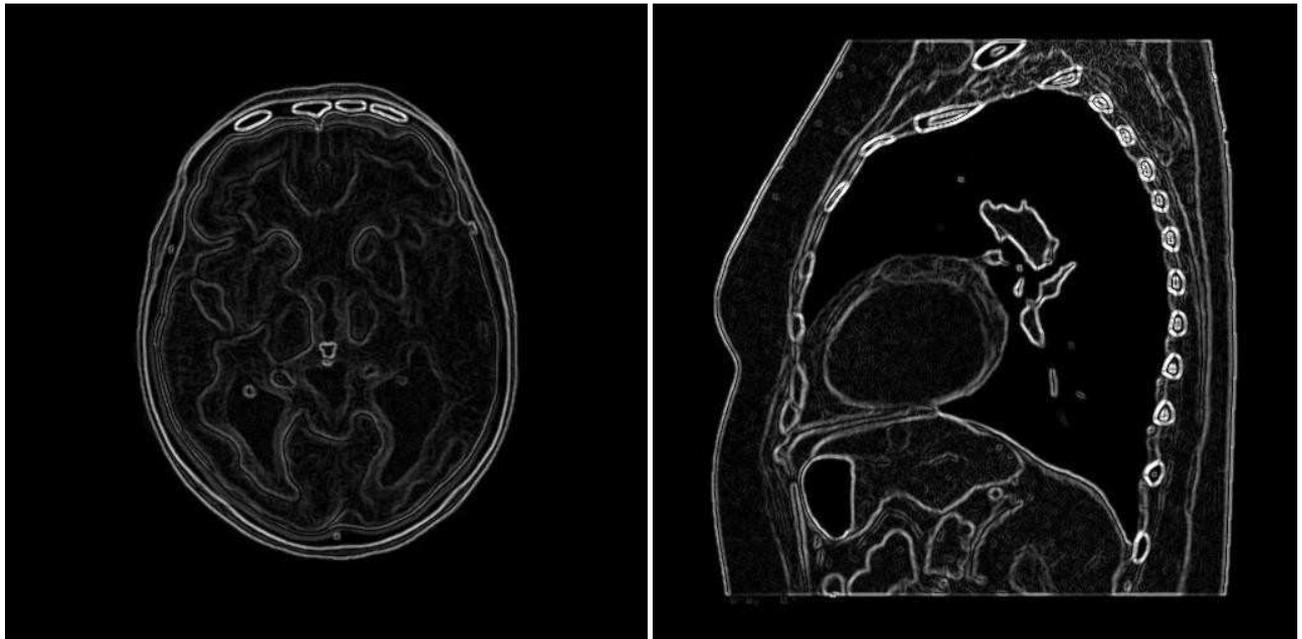


Рис. 16 – Результат оконтуривания изображения (используемый метод – Sobel, группа изображений №2 и №5)

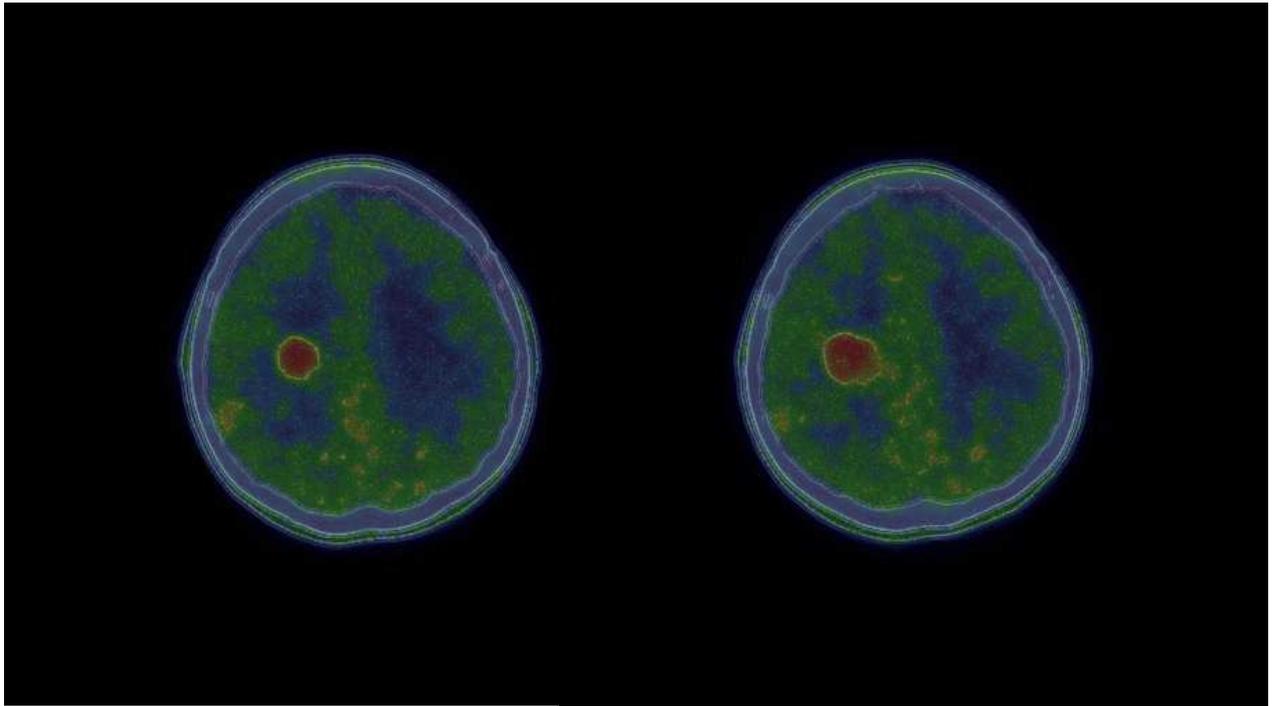


Рис. 17 – Результат наложения оконтуренного изображения на оригинальный снимок (используемый метод – LoG, группа изображений №1)

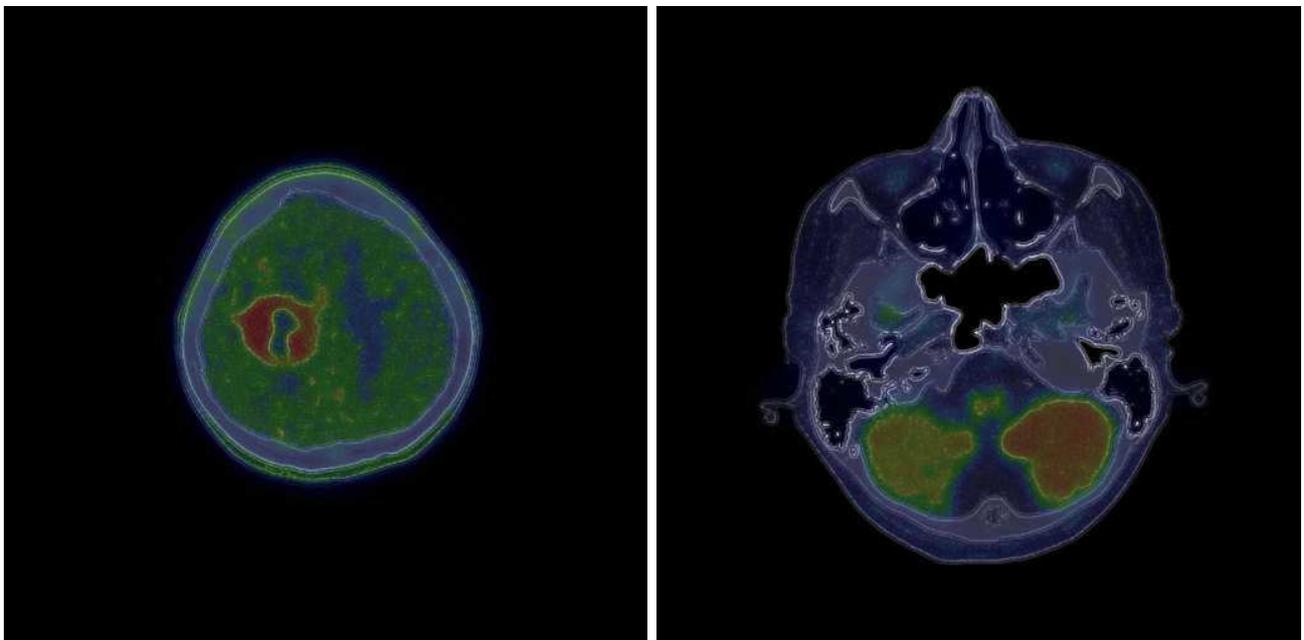


Рис. 18 – Результат наложения оконтуренного изображения на оригинальный снимок (используемый метод – LoG, группа изображений №2 и №3)

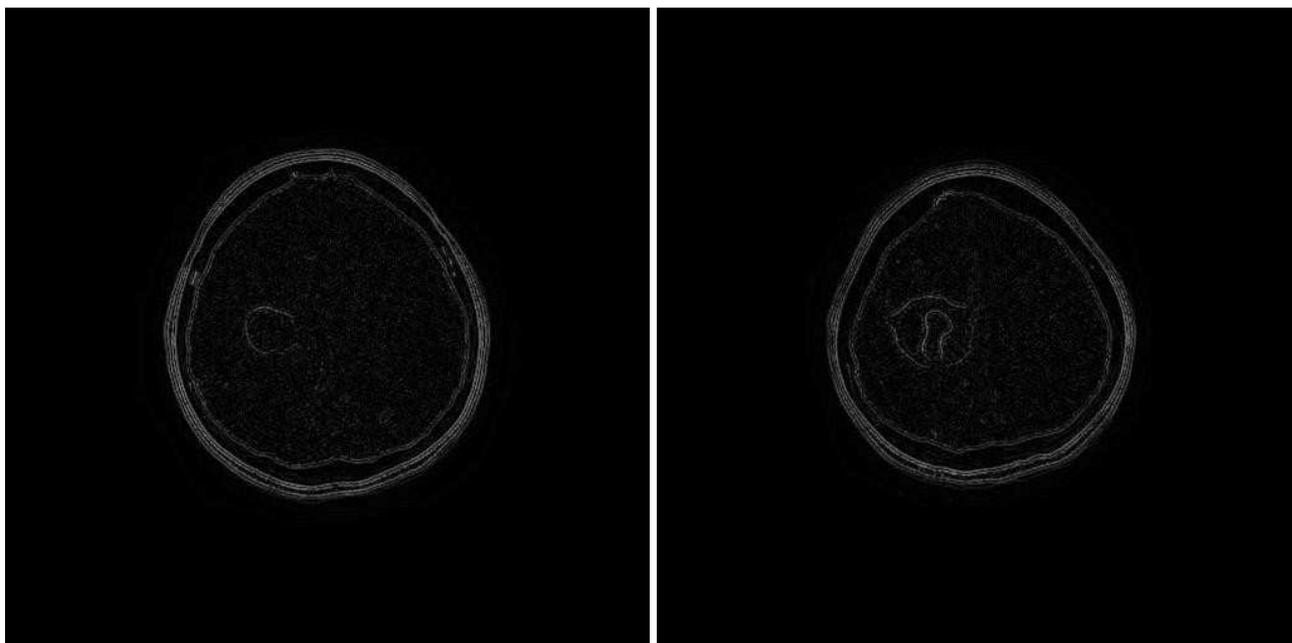


Рис. 19 – Результат оконтуривания изображения (используемый метод – LoG, группа изображений №1)

Критерии оценки качества оконтуривания изображения

В качестве критериев для оценки качества оконтуривания объектов на медицинских изображениях были выбраны следующие характеристики:

- Оценка количества потерянных пикселей в контуре
- Устойчивость методов оконтуривания к шумам
- Среднеквадратическая ошибка нахождения контура (MSE)
- Индекс структурного сходства (SSIM)

Оценка количества потерянных пикселей в контуре представляет собой сравнение количества пикселей, принадлежащих эталонному оконтуренному изображению с количеством пикселей в контурах изображений, оконтуренных при помощи программного комплекса с использованием представленных методов оконтуривания.

Под устойчивостью методов оконтуривания к шумам понимается количество потерянных пикселей контура при наложении на исходное изображение шумов. Для тестирования накладывался гауссов шум с различным коэффициентом α (имитируя слабое и сильное зашумление).

Оценка среднеквадратической ошибки производилась попиксельно между эталонными оконтуренными изображениями и оконтуренными изображениями полученными программным комплексом с использованием выбранных методов оконтуривания.

Индекс структурного сходства сравнивает небольшие фрагменты изображения (обычно 8x8 пикселей). Данный метод оценки учитывает «восприятие ошибки» благодаря учёту структурного изменения информации. SSIM-индекс лежит в пределах от -1 до $+1$ (значение $+1$ достигается только при полной аутентичности образцов).

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (10)$$

Оценка количества потерянных пикселей в контуре и устойчивость к шумам

После проверки методов на устойчивость к шумам были получены следующие графики:

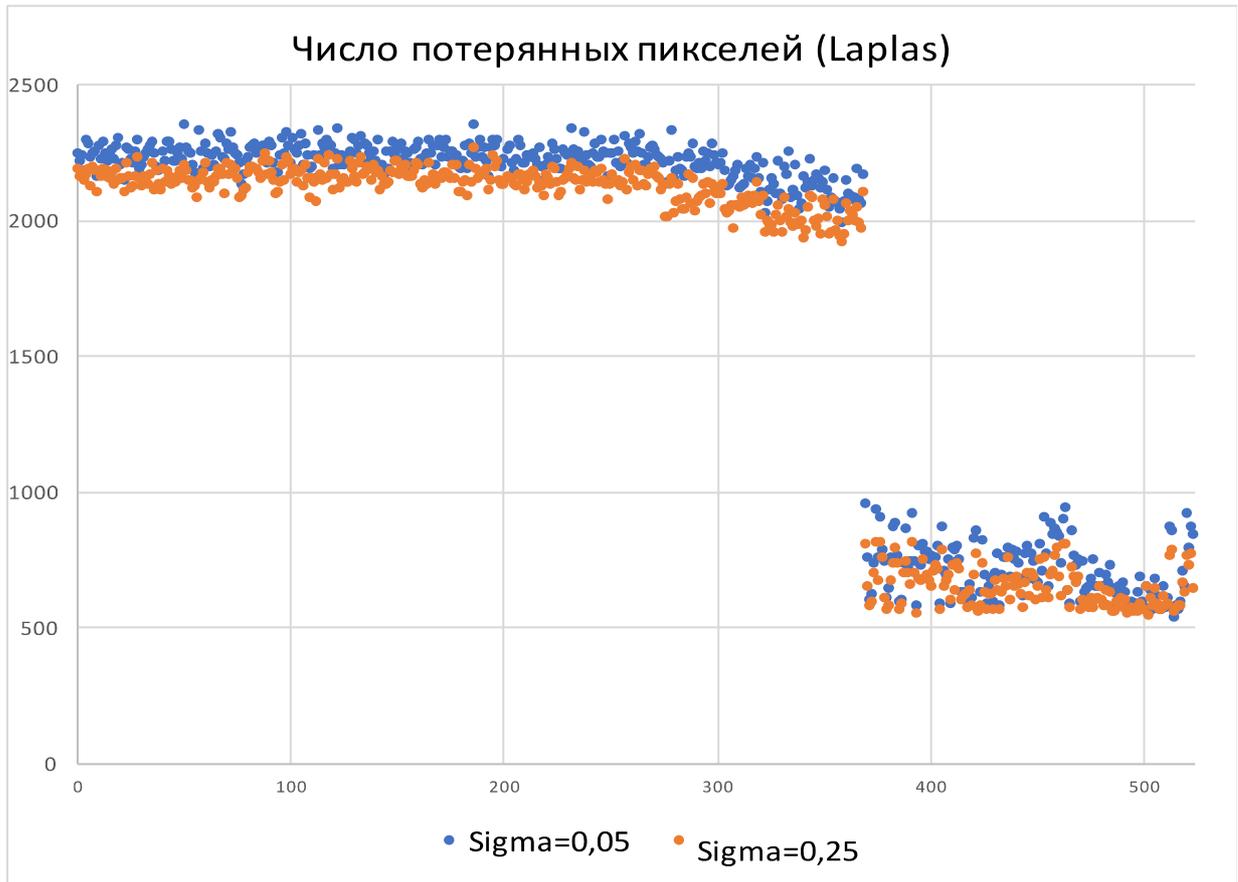


Рис. 20 – Число потерянных пикселей после оконтуривания методом LoG

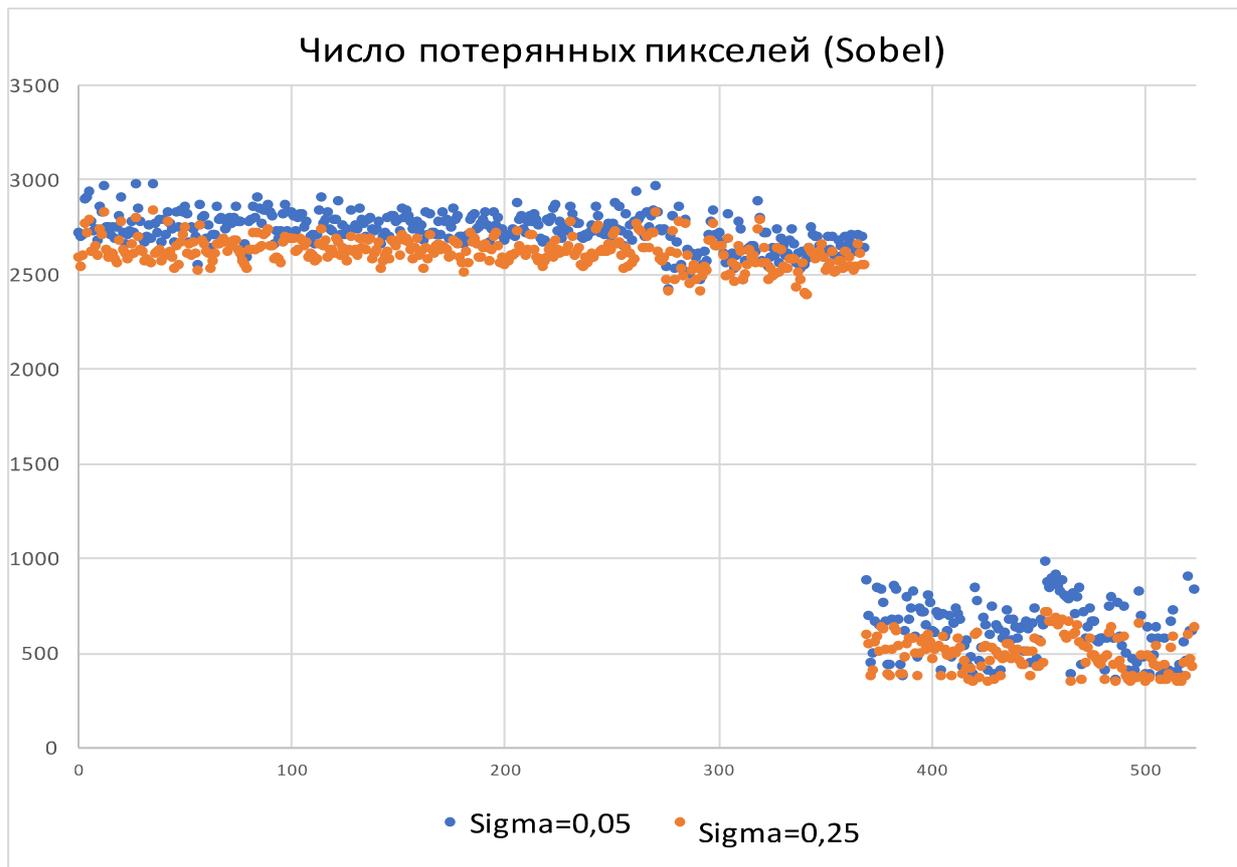


Рис. 21 – Число потерянных пикселей после оконтуривания методом Sobel

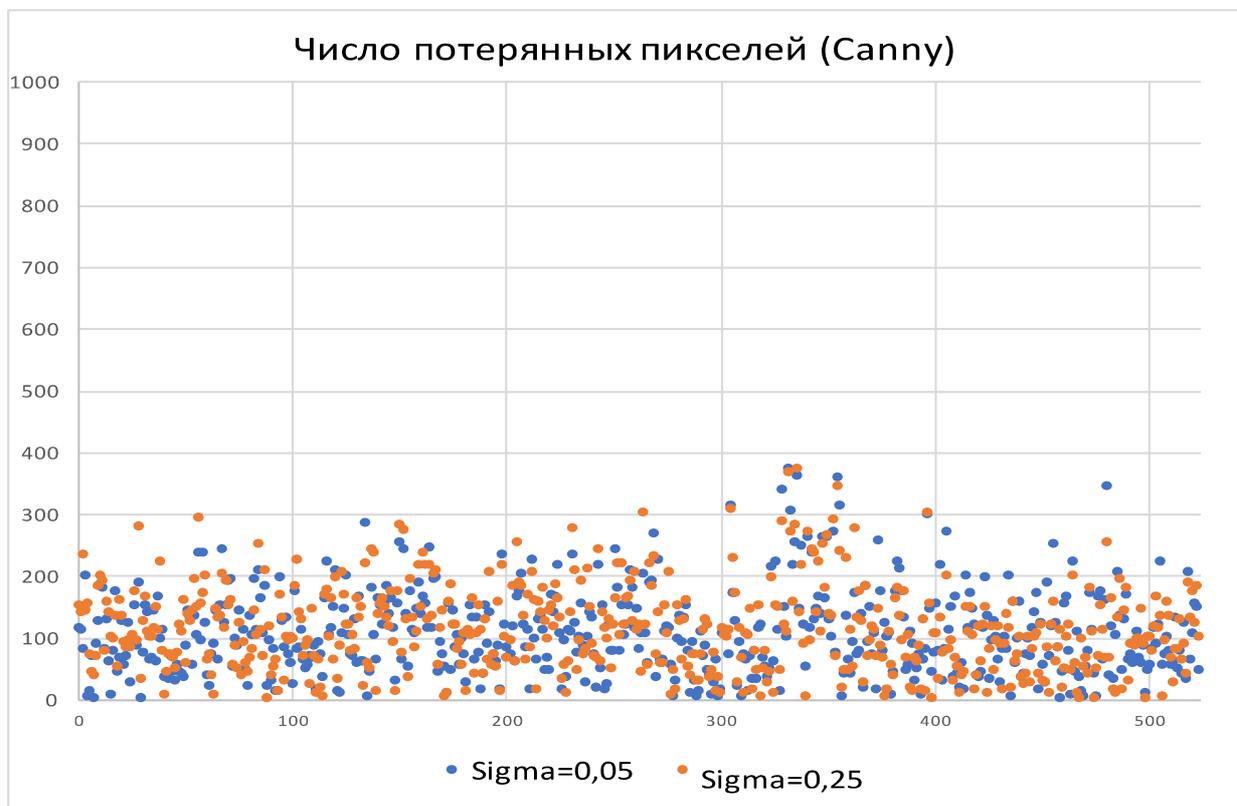


Рис. 22 – Число потерянных пикселей после оконтуривания методом Canny

Разрывы на первых двух графиках обусловлены разным числом пикселей в исходных изображениях, изображения относящиеся к 4 и 5 группам имеют меньшее общее число пикселей и соответственно относительные потери пикселей тоже меньше.

Также можно заметить, что количество потерянных пикселей меньше при использовании детектора Canny. Зашумлённость слабо влияет на качество детектирования и нет чёткой границы между потерями при слабом шуме и при сильном.

Средний процент потерянных пикселей

Средний процент потерянных пикселей для каждого метода и группы изображений представлен ниже:

№ класса	CANNY	SOBEL	LAPLAS
1	1.20%	16.49%	14.22%
2	0.49%	16.34%	16.26%
3	0.37%	16.26%	17.02%
4	1.46%	5.07%	8.18%
5	1.62%	5.22%	8.10%

Таблица 1 – Средний процент потерянных пикселей

Как видно из таблицы метод Canny показывает меньший процент потерянной графической информации при наложении шумов. Метод Sobel показывает лучшие результаты по 3, 4 и 5 группе изображений чем метод LoG, который в свою очередь лучше справился с группами 1 и 2 чем Sobel.

Среднеквадратическая ошибка определения контура

Среднеквадратическая ошибка определения контура или MSE находилась с использованием математического пакета NumPy для языка Python для работы с многомерными массивами и матрицами, т.к. изображения обрабатываются как многомерные массивы.

На графике ниже представлены значения среднеквадратической ошибки для контрольной группы изображений, содержащей представителей из каждого класса выбранных медицинских изображений.

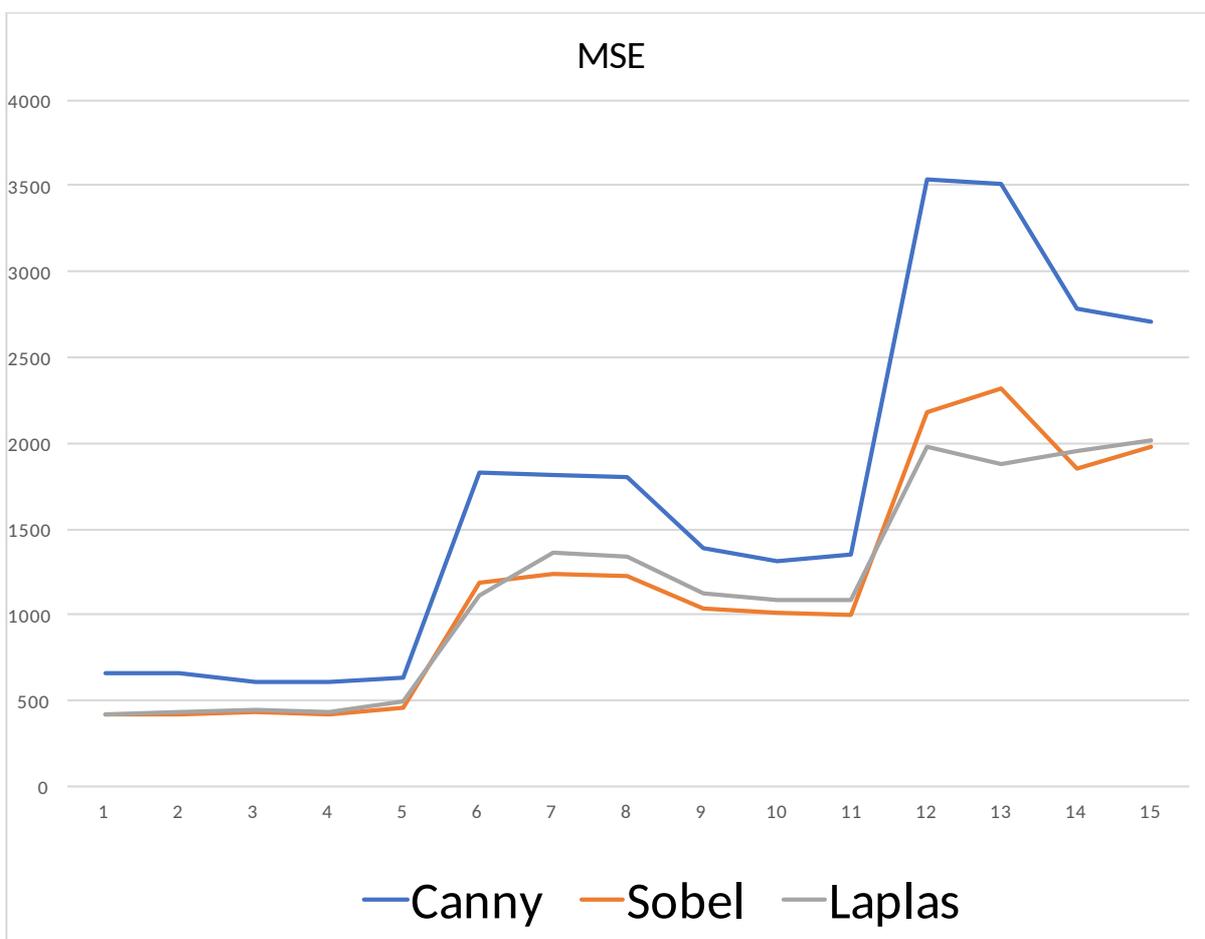


Рис. 23 – Среднеквадратическая ошибка определения контура

Как видно из графика среднеквадратическая ошибка определения контура у метода Canny выше, чем у других. Это может быть связано с тем, что из-за двойной пороговой фильтрации, применяемой в этом методе, локализуется меньше ложных границ. Т.к. разница (ошибка) между отсутствием границы (черный пиксель) и границей (белый пиксель) максимальна, меньшее общее число границ (включая ложные) негативно влияет на величину среднеквадратической ошибки.

Для учёта этой особенности использовалась нормализованная среднеквадратическая ошибка, т.е. ошибка, деленная на количество пикселей в контуре. Результаты представлены на графике ниже:

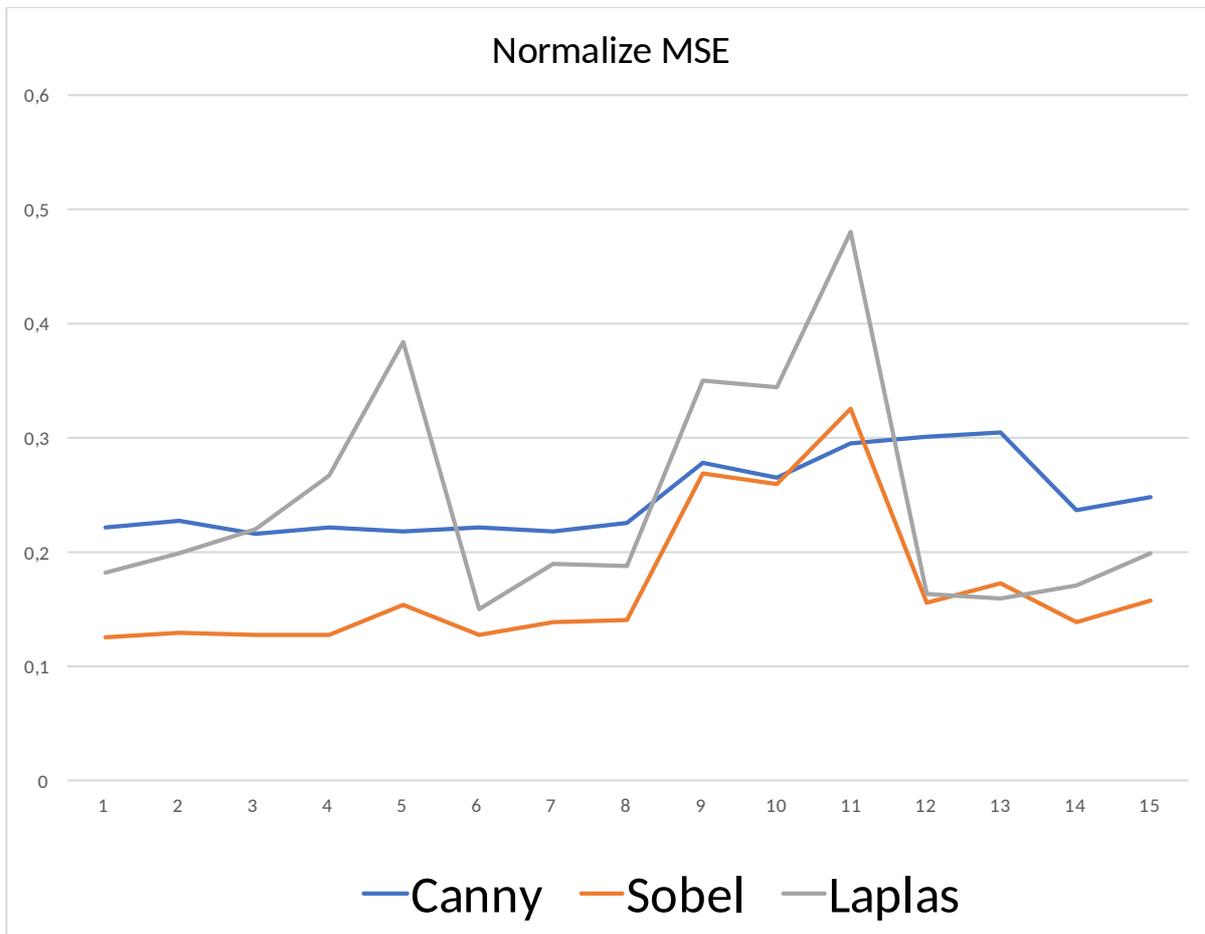


Рис. 24 – Нормализованная среднеквадратическая ошибка

Как можно увидеть из графика кривая ошибки метода Canny более пологая и для всех групп изображений ошибка не превышает $0,3 \pm 0,05$.

Но среднеквадратической ошибки недостаточно для оценки качества оконтуривания поэтому дополнительно высчитывается индекс структурного сходства.

Индекс структурного сходства

Для более полной оценки качества оконтуривания применяется индекс структурного сходства (SSIM).

Для вычисления индекса структурного сходства применялись математические пакеты NumPy и Pandas для языка программирования Python.

Индекс структурного сходства показывает на сколько изображения соответствуют друг другу по шкале от -1 до 1.

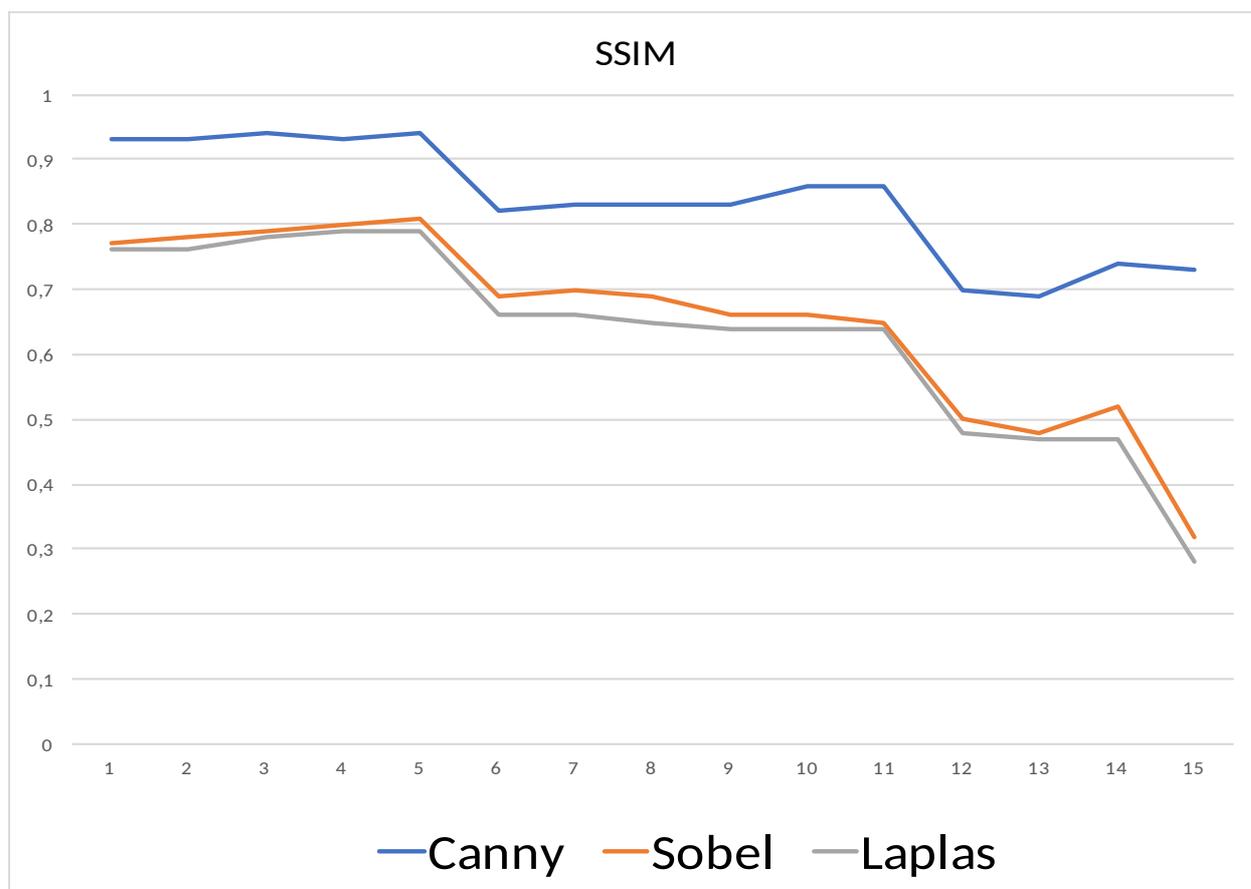


Рис. 25 – Индекс структурного сходства контрольной группы изображений для выбранных методов оконтуривания

Как видно из графиков наибольший коэффициент сходства наблюдается при использовании детектора на основе метода Canny. Методы Sobel и LoG дают наихудший результат при работе на 5 группе изображений, на которых представлены снимки туловища. Это может быть связано с большим количеством объектов на таких изображениях, чем на изображениях в группах 1 – 3.

Результаты и выводы

В результате данной работы был разработан программный комплекс для первичной обработки, оконтуривания и контроля качества обработки первичных графических медицинских данных. Что поможет повысить качество обработки медицинских изображений врачом, интерпретирующим медицинские изображения, снизить время на обработку отдельного изображения и частично автоматизировать оконтуривание и выделение объектов интереса. Тем самым повысится общая эффективность диагностических работ.

Для проверки работоспособности и функционала программного комплекса было проведено тестирование более чем на 500 реальных медицинских изображениях.

Проведена количественная и качественная оценка методов оконтуривания результаты которой были представлены в данной работе.

На основании проведённых тестов наиболее привлекательными являются детекторы границ на основе метода Canny, т.к. они показывают наибольшую шумоустойчивость, точность локализации и передачи границ.

В дальнейшем данную программу возможно дополнить графическим интерфейсом для повышения комфорта работы и упрощения процесса использования программного комплекса.

Список литературы

- [1] Bradley, D. Adaptive Thresholding Using the Integral Image / D. Bradley, G. Roth // Journal of Graphics Tools. – 2007. – №12. – P. 13-21.
- [2] Огнев, И. В. Обработка изображений методами математической морфологии в ассоциативной осцилляторной среде / И. В. Огнев, Н. А. Сидорова // Технические науки. Информатика и вычислительная техника. – 2007. – №4. – С. 87-97.
- [3] Gonzalez, R. C. Digital Image Processing / R. C. Gonzalez, R. E. Woods // Hardcover from Prentice Hall. – 2002.
- [4] Haralick, R. M. Image Segmentation Techniques / R. M. Haralick, L. G. Sapiro // Computer Vision, Graphics and Image Processing. – 1985. – №29. – P. 100-132.
- [5] Kass, M. Snakes: Active Contour Models / M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos // International Journal of Computer Vision. – 1987. – №1. – P. 321-331.
- [6] Сакович, И. О. Обзор основных методов контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов / И. О. Сакович, Ю. С. Белов // КФ МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 2014.
- [7] Дегтярева, А. А. Деформируемые модели в задаче локализации объекта на изображении / А. А. Дегтярева // Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа, ВМиК, МГУ им. Ломоносова. – 2007.
- [8] McInerney, T. Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey / T. McInerney, T. D. Terzopoulos // Medical Image Analysis. – 1996. – №1. – P. 91-108.
- [9] Галушкин, А. И. Нейронные сети: основы теории / А. И. Галушкин // М.: Горячая линия – Телеком. – 2010.
- [10] Нагиев, К. П. Применение свёрточных нейронных сетей для сегментации биомедицинских диагностических изображений / К. П. Нагиев // Труды Международной научно-технической конференции, Том 1 «Перспективные информационные технологии». – 2015. – С. 344-348.
- [11] Электронный ресурс Wikipedia:
https://ru.wikipedia.org/wiki/Свёрточная_нейронная_сеть.

- [12] Дороничева, А. В. Методы анализа медицинских изображений / А. В. Дороничева, Н. Э. Косых, С. К. Полумиенко, С. З. Савин // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 4. С. 148-170.
- [13] Rashmi, Algorithm and technique on various edge detection: A survey / Rashmi, M. Kumar, R. Saxena // Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ). – 2013. – №3. – P. 65-75.
- [14] Prasad, R. A Review on Edge Detection Algorithms / R. Prasad, S. Sresh // International Journal of Mechanical Engineering and Computer Applications. – 2016. – №1. – P. 7-11.
- [15] Jena, K. K. Application of COM-SOBEL Operator for Edge Detection of Images / K. K. Jena // International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology. – 2015. – №4. – P. 48-51.
- [16] Maxwell, J. C. Digital image processing: Mathematical and Computational Methods. – 1868.
- [17] Canny, J. A Computational Approach to Edge Detection / J. Canny // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – №6. – P. 679-698.
- [18] Bao, P. Canny Edge Detection Enhancement by Scale Multiplication / P. Bao, L. Zhang, X. Wu // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2005. – №9. – P. 1485-1490.
- [19] Власов, А. В. Модификация алгоритма Канни применительно к обработке рентгенографических изображений / А. В. Власов, И. В. Цапко // Вестник науки Сибири. – 2013. – №4. – С. 120-127.
- [20] Saini, S. Comparative Study Of Image Edge Detection Algorithms / S. Saini, B. Kasliwal, S. Bhatia. – 2013.
- [21] Sridhar, S. Digital Image Processing / S. Sridhar // Oxford university publication. – 2011.
- [22] Bala, J. A Novel Hybrid Technique for Sub-pixel Edge Detection using Fuzzy Logic and Zernike Moment / J. Bala, R. Dhir // International Journal of Computer Sciences and Engineering. – 2014. – №4. – P. 26-31.
- [23] Aborisade, D. O. Novel Fuzzy logic Based Edge Detection Technique / D. O. Aborisade // International Journal of Advanced Science and Technology. – 2011. – №20. – P. 75-82.

- [24] Balabantaray, B. K. Hybrid edge detection technique for part identification in robotic assembly system under vision guidance / B. K. Balabantaray, B. B. Biswal // Proceedings of 5th International and 26th All India Manufacturing Technology, Design and Research Conference. – 2014. – P. 1-6.
- [25] Balabantaray, B. K. A Quantitative Performance Analysis of Edge Detectors with Hybrid Edge Detector / B. K. Balabantaray, O. P. Sahu, N. Mishra // Journal of Computers. – 2017. – №2. – P. 165-173.
- [26] Zhang, X. Study on the Image Segmentation Based on ICA and Watershed Algorithm / X. Zhang, L. Chen, L. Pan, L. Xiong // Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA). – 2012. – P. 505-508.
- [27] Lapeer, R. J. A combined approach to 3D medical image segmentation using marker-based watersheds and active contours: the active watershed method / R. J. Lapeer, A. C. Tan, R. V. Aldridge // Medical Image Understanding and Analysis. – 2002.
- [28] Sharif, J. M. Red blood cell segmentation using masking and watershed algorithm: A preliminary study / J. M. Sharif, M. F. Miswan, Ngadi // Biomedical Engineering (ICoBE). – 2012. – P. 258-262.
- [29] Tulsani, H. Segmentation using Morphological Watershed Transformation for Counting Blood Cells / H. Tulsani, S. Saxena, N. Yadav // International Journal of Computer Applications & Information Technology. – 2013. – №2. – P. 28-36.
- [30] Roerdink, J.B.T.M. The watershed transform: definitions, algorithms and parallelization strategies / J.B.T.M. Roerdink, A. Meijster // Fundamenta Informaticae. – 2000. – №41. – P. 187-228.
- [31] Nayak, D. R. A Cellular Automata based Optimal Edge Detection Technique using Twenty-Five Neighborhood Model / D. R. Nayak, S. K. Sahu, J. Mohammed // International Journal of Computer Applications. – 2013. – №10. – P. 27-33.
- [32] Mohammed, J. Two-Dimensional Cellular Automata and its Reduced Rule Matrix / J. Mohammed, B. Mohanty, S. Sahoo // OMS. – 2012. – №1. – P. 97-104.
- [33] Аль-Хомза Наджи, Архипов Е.А., Никитин О.Р., Пасечник А.С. Сравнительный анализ алгоритмов сжатия графической информации / Наджи Аль-Хомза, Е.А. Архипов, О.Р. Никитин, А.С. Пасечник // Методы и устройства передачи информации: межвуз. сб; науч. тр; — СПб.: Гидрометеоздат, 2004. - Вып. 5.- С. 172-178. 89.

[34] Аль-Хомза Наджи, Архипов Е.А., Никитин О.Р., Пасечник А.С. Алгоритм сжатия медицинского изображения Wavelet и JPEG / Наджи Аль-Хомза, Е.А. Архипов, О.Р. Никитин, А.С. Пасечник // Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии: Материалы: международной* научно — технической конференции. -Владимир: Изд. ВООО ВОИПУ «РОСТ», 2004. - Часть 1. - С. 34-36.

[35] Аль-Хомза Наджи, Архипов^ Е.А., Никитин^ О.Р., Пасечник А.С. Сравнение алгоритмов сжатия Wavelet и JPEG-2000 / Наджи Аль-Хомза; Е.А. Архипов, О.Р. Никитин; А.С. Пасечник, // Физика! и радиоэлектроника в медицине и экологии: Материалы« международной научно — технической конференции: -Владимир: Изд. ВООО ВОИПУ «РОСТ», 2004: - Часть, 1. - С. 36-39.

[36] Аль-Хомза Наджи, Архипов Е.А., Никитин О.Р., Пасечник А.С. Применение волнового алгоритма сжатия медицинских изображений / Наджи?. Аль-Хомза;. ЕА^S. Архипов; ОіР. Никитин; А.С. Пасечник // Физика« и радиоэлектроника в медицине и экологии: Материалы международной научно — технической конференции. - Владимир: Изд: ВООО ВОИПУ «РОСТ»; 2004; - Часть 1L- С. 39-41.

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт фундаментальной биологии и биотехнологии

Кафедра медико-биологических систем и комплексов

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
А. Н. Шуваев

подпись

« 18 » июня 20 18 г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Математические методы определения границ структур на медицинских
изображениях

тема

03.04.02 Физика

код и наименование направления

03.04.02.09 Технологическое сопровождение ядерной медицины и
медицинского оборудования

код и наименование магистерской программы

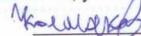
Научный руководитель



А. Н. Шуваев

подпись, дата должность, ученая степень инициалы, фамилия

Выпускник



Р. И. Колмаков

подпись, дата

инициалы, фамилия

Рецензент



к.ф.н. М.А. Салтыков

подпись, дата должность, ученая степень инициалы, фамилия

Красноярск 2018