Санкт-Петербургский государственный университет

Кафедра системного программирования

Группа 23.Б10-мм

# Обработка и анализ снимков УЗИ цитовидной железы

## Сазонова Ирина Константиновна

Отчёт по учебной практике в форме «Решение»

Научный руководитель: доцент кафедры системного программирования, к. ф.-м. н., Гориховский В. И.

Санкт-Петербург 2025

## Оглавление

Введение					
1.	Пос	тановка задачи	<b>5</b>		
2.	Обзор				
	2.1.	Обзор методов сегментации	6		
	2.2.	Обзор используемых технологий	11		
	2.3.	Выводы	12		
3.	Предобработка изображений				
	3.1.	Анализ датасета	13		
	3.2.	Уменьшение шума	13		
	3.3.	Повышение контрастности	14		
	3.4.	Обрезка изображений	14		
4.	Алгоритмы				
	4.1.	Кластеризация	16		
	4.2.	Волновой алгоритм	17		
	4.3.	Метод поиска точек	17		
	4.4.	Выводы	18		
5.	Пла	ан эксперимента	20		
Заключение					
Список литературы					

## Введение

Щитовидная железа является важным органом эндокринной системы человека, вырабатывающим гормоны, которые регулируют основные обменные процессы, синтез белков, усвоение кислорода и оказывают влияние на сердечно-сосудистую и нервную системы. Любые сбои в ее функционировании могут привести к серьезным последствиям для всего организма.

Большинство заболеваний щитовидной железы связано с изменениями ее размера и формы [14]. К таким заболеваниям относятся подострый тиреоидит (воспаление щитовидной железы), образование узлов в тканях железы, зоб (разрастание лимфоидной ткани), рак щитовидной железы и болезнь Грейвса. Для диагностики этих заболеваний используют различные методы визуализации, такие как компьютерная томография, магнитно-резонансная томография, ультразвуковое исследование и радионуклидное исследование. Чаще всего используется ультразвуковое исследование (УЗИ), поскольку на сегодняшний день оно считается наиболее безопасным и недорогим методом диагностики.

Одним из наиболее распространенных и опасных заболеваний железы является образование узлов, которые могут оказаться злокачественными. Согласно исследованиям, пальпируемые узлы щитовидной железы встречаются у 4-7 процентов населения, в то время как узловые образования, обнаруживаемые случайно при ультразвуковом исследовании, составляют 19-67 процентов [16]. Рак щитовидной железы, в отличие от других видов рака, на ранних стадиях часто протекает бессимптомно, что затрудняет его выявление. Отсюда возникает потребность в правильной классификации узлов на доброкачественные и злокачественные [19]. Для этого была разработана специальная система описания и обработки данных лучевых исследований щитовидной железы — TI-RADS (Thyroid Imaging Reporting and Data System) [1]. Однако эта система дает надежные результаты только в том случае, если данные УЗИ были проанализированы специалистом безопибочно. Человеческий фактор и возможные погрешности УЗИ могут негативно повлиять на качество диагностики, что может привести к неправильному диагнозу.

Решением данной проблемы является автоматизация процесса анализа УЗИ. Анализ снимков УЗИ подразумевает сбор признаков, которые в дальнейшем будут использоваться для классификации заболеваний щитовидной железы. Сбор признаков осуществляется с области узлов щитовидной железы, всей щитовидной железы и фона изображения. Для выделения щитовидной железы и её узлов существуют различные методы сегментации [7].

В данной работе будет проведен анализ алгоритмов распознавания щитовидной железы и её узлов по снимкам УЗИ с целью выделения наиболее эффективных методов для последующего сбора признаков.

## 1. Постановка задачи

Общей целью является создание инструмента для автоматической классификации заболеваний щитовидной железы по снимкам УЗИ.

Моей частью работы является сбор признаков со снимков УЗИ с применением методов сегментации щитовидной железы и её узлов.

Целью на этот семестр является оценка применимости классических методов сегментации для распознавания щитовидной железы и её узлов для последующего сбора признаков. Для её выполнения были поставлены следующие задачи:

- 1. провести обзор существующих методов сегментации щитовидной железы и её узлов для первичного сравнения;
- 2. проанализировать алгоритмы компьютерного зрения, выбрать наиболее подходящие для предобработки и последующей сегментации ультразвуковых снимков щитовидной железы;
- 3. применить методы на имеющемся датасете;
- сделать выводы о применимости выбранных методов сегментации для последующего сбора признаков со снимков УЗИ щитовидной железы.

## 2. Обзор

#### 2.1. Обзор методов сегментации

Для обработки снимков УЗИ используется сегментация — процесс разделения изображения на более мелкие части, которые имеют схожие свойства (однородные области). Таким образом можно выделить щитовидную железу и ее узлы, выявить точные контуры объекта и подготовить изображение для дальнейшей обработки.

Методы сегментации разделяют на 4 группы [6] :

- Методы, основанные на контурах и формах
- Методы, основанные на областях
- Методы машинного и глубокого обучения
- Гибридные методы

Сегментация щитовидной железы используется для определения ее местоположения и размера, в то время как сегментация узлов используется для определения формы и границы области поражения.

Подходы к сегментации щитовидной железы и сегментации ее узлов также отличаются. Область щитовидной железы намного больше, чем область ее узла, поэтому она более восприимчива к шуму, пятнам, искажениям и ослаблению сигнала. Кроме того, рядом с ней находятся другие ткани, такие как трахея, кровеносные сосуды, мышцы. Под воздействием различных искажений щитовидная железа и ткани вокруг нее формируют нечеткие границы. В этом случае использование традиционных моделей, основанных на контурах и формах или областях, затруднительно. Поэтому для сегментации щитовидной железы обычно используются методы машинного и глубокого обучения. Они являются наиболее надежными и эффективными, однако требуют большого количества размеченных данных и длительного времени обучения.

У узлов щитовидной железы границы не такие сложные, поскольку по крайней мере одна из областей внутри или за пределами границы узла является однородной. Таким образом, для сегментации узлов наиболее эффективны методы, основанные на контурах и формах или областях. Результаты таких методов в данном случае не уступают по качеству методам машинного и глубокого обучения, а объемы вычислений становятся меньше.

Стоит отметить, что для конкретной ситуации подбирается определенный метод сегментации, поскольку для разных условий у современных методов может быть ряд ограничений.

## 2.1.1. Методы, основанные на контурах и формах (contour and shape based)

Это такие методы, которые используют информацию о границах объектов, их форме или геометрических свойствах. Общий недостаток таких методов заключается в том, что, если граница между тканями щитовидной железы и узлами оказалась нечеткой из-за шумов или низкого контраста, нужно предоставить дополнительные сведения о контуре и форме. Тем не менее, такие методы обеспечивают высокую точность при выделении границ объектов с четкими градиентами.

1. Active Contour Models (Snakes) [8]

Модель, которая итеративно изменяет форму, чтобы приспособиться к границе объекта. Минимизирует энергетическую функцию, учитывающую свойства границ (градиенты) и внутреннюю гладкость.

2. Geodesic Active Contours (GAC) [3]

Улучшенная версия активных контуров. Модель использует информацию о геодезических свойствах изображения для определения границ.

3. Level Set Method

Представляет контуры как уровень функции, тем самым позволяя гибко изменять топологию границ (соединять и разрывать контуры). Подходит для сегментации объектов с неоднородным фоном. Для сегментации щитовидной железы обычно используют методы активного контура или его улучшенные версии, такие как GAC или Active Contours Without Edges (ACWE) [4]. В отличие от Snakes и GAC, ASWE не требует наличия явных границ между объектами и может работать с изображениями, где объекты имеют размытые границы или изображение подвергнуто шуму. Модифицированные методы активного контура часто встречаются в статьях про сегментацию изображений. Так, в работе [7], Poudel и соавторы использовали модель ACWE для сегментации щитовидной железы на 2D изображениях. Коэффициент Dice (Dice Similarity Coefficient) составил 80 процентов.

Что касается сегментации узлов щитовидной железы, то в работе Maroulis и соавт. [15] представлен алгоритм Variable Background Active Contour (VBAC), основанный на ACWE. Среднее значение перекрытия (Mean Intersection over Union) для 71 изображения составило 91.1 процент. В статье Iakovidis и соавт. [18] представлена модель активного контура с изменяемым фоновым параметром (GA-VBAC), параметры в ней настраиваются автоматически.

#### 2.1.2. Методы, основанные на областях (region based)

Данные методы фокусируются на разделении изображения на области, которые имеют схожие свойства, такие как яркость, текстура или другие визуальные характеристики. Они предполагают, что одни и те же участки ткани на снимке однородны, в то время как другие неоднородны, но на реальных снимках так получается не всегда. Также они требуют большое количество вычислительных ресурсов при работе с вероятностными моделями и сложными алгоритмами кластеризации. Из приемуществ, такие методы могут работать с изображениями, где контуры объектов не такие четкие.

- 1. Метод роста области (Region Growing)
- 2. Метод разрезов графа (Graph Cuts (GC)) [10]
- 3. Метод максимального правдоподобия

- 4. Метод разделения и слияния областей (Region Splitting and Merging)
- 5. Кластеризация (к-средних)
- 6. Методы на основе вероятностных моделей

Такие методы часто используются для сегментации щитовидной железы, поскольку яркость и распределение пикселей в ее области отличаются от таковых в других областях ткани (области трахеи или мышц). Так, в работе [7] для сегментации щитовидной железы на 2D изображениях авторы использовали Graph Cuts. Однако данный метод является полуавтоматическим и требует ручных отметок переднего плана и фона на снимках. Коэффициент Dice при сегментации 1416 двумерных изображений составил 76.5 процентов. В статье [12] авторы предложили метод автоматической сегментации нескольких органов на 2D изображениях, в том числе щитовидной железы, основанный на эхогенных свойствах каждого органа. Коэффициент Dice в эксперименте с 52 изображениями составил 84.47 и 83.23 процента по мнению двух экспертов соответственно.

Для сегментации узлов щитовидной железы используется метод Нормализованной резки (Normalized Cuts (Ncuts)). Этот метод минимизирует функцию энергии, разделяя граф на продграфы, что позволяет выделять области более равномерно, избегая различных перекосов. Однако данный метод занимает слишком много памяти и часто генерирует результаты с избыточной или недостаточной сегментацией. В работе [11] сегментация проводилась с использованием метода, основанного на Ncuts, но с меньшими затратами по памяти. Количественной оценки предоставлено не было.

#### 2.1.3. Методы машинного и глубокого обучения

Методы машинного обучения позволяют классифицировать пиксели, используя различные структуры. Методы глубокого обучения используют многослойные нейронные сети для извлечения признаков. Из приемуществ данных методов можно выделить автоматическое извлечение характеристик, высокую точность (CNN) и работу с большими данными. Однако для них требуются мощные вычислительные устройства и большое количество размеченных данных.

- 1. Метод опорных векторов (SVM)
- 2. Решающие деревья (Decision Trees) и случайные леса (Random Forests)
- 3. К-средних (k-means clustering)
- 4. Методы ближайших соседей (k-NN)
- 5. Сверточные нейронные сети (CNN)
- 6. U-Net

Методы машинного обучения для сегментации изображений дают очень хорошие результаты, хотя их использование требует дополнительных обработок снимков и работа разбивается на неколько этапов. В статье [9] описывается система детекции узлов щитовидной железы (TND), состоящая из пяти этапов. Для построения классификатора использовались алгоритмы SVM и k-ближайших соседей. Точность сегментации для 118 тестовых изображений составила 91.3 процента. Точность сегментации узлов с использованием решающих деревьев составила 97.5 процентов для 6 тестовых изображений [5]. Среднее значение перекрытия с использованием сверточной нейронной сети составило 86.83 процента для тестового набора из 32 изображений [13].

Интересный подход предложили авторы в статье [2]. Они использовали нейросеть оъединения признаков, основанной на внимании. Всего для распознавания и классификации узлов щитовидной железы используются три нейронные сети. Уникальность работы заключается в том, что рассматривается не один ракурс УЗИ, а все, полученные в ходе обследования, поскольку сложно найти хорошие и большие датасеты. Итого, в текущем исследовании было использовано 7803 изображения из 1046 обследований. Результаты экспериментов показали, что использование такой архитектуры из трех нейросетей повышает эффективность диагностики.

#### 2.1.4. Гибридные методы

Такие методы сочетают в себе сильные стороны подходов, описанных ранее. Они позволяют создавать более точные и устойчивые алгоритмы для обработки сложных и шумных снимков, однако требуют большого количества вычислительных ресурсов, а их реализация довольно сложная. Применяются для сегментации узлов щитовидной железы.

1. Методы, сочетающие области и контуры

Комбинация методов, основанных на контуре, с методами, основанными на областях.

2. Методы с глубоким обучением

Традиционные методы сегментации используются для предобработки или постобработки изображений, которые обрабатываются нейронными сетями.

3. Методы с использованием волновых алгоритмов и активных контуров

Так, например, в работе Zhou [17] была использована модель GC (Graph Cuts), объединенная с ASWE. GC-ASWE показала лучшие характеристики сегментации, чем просто ASWE, однако количественных результатов в работе представлено не было.

#### 2.2. Обзор используемых технологий

Для сегментации изображений был выбран язык программирования Python, поскольку для него существуют различные библиотеки и инструменты, которые удобны в использовании и поддерживают обработку изображений, машинное обучение и различные математические операции. Для обработки изображений используется библиотека OpenCV и Skimage. Для проведения вычислений используется NumPy, для отображения графиков и изображений используется Matplotlib.

#### 2.3. Выводы

Существуют различные методы сегментации, которые в общем случае можно разделить на четыре группы. Каждый из методов имеет свои приемущества и недостатки. Наибольшая эффективность методов достигается при правильной оценке исходных данных и применимости алгоритмов в конкретном случае.

Исходя из анализа существующих решений можно сказать, что методы контуров для достижения хорошего результата во всех случаях требуют ручной инициализации искомой области. Такие алгоритмы рассматриваться не будут, потому что глобальной задачей является создание полностью автоматизированного инструмента без участия специалистов, которые будут выделять области. Кроме того, не существует реализаций методов контуров и форм с открытым исходым кодом или подробного описания этих реализаций.

Нейросети и методы машинного обучения для сегментации щитовидной железы и ее узлов также не подойдут, поскольку на данный момент не был предоставлен датасет с достаточным количеством данных для обучения моделей.

Таким образом, в рамках данной работы будет рассматриваться применимость методов областей для сегментации узлов щитовиной железы, так как они могут использоваться без предварительного ручного выделения, либо же этим выделением может являться начальная точка роста области, которую можно найти автоматическими способами.

## 3. Предобработка изображений

#### 3.1. Анализ датасета

Имеющийся датасет<sup>1</sup> с Kaggle содержит изображения двух видов, представленных на Рис. 1:



Рис. 1: Виды изображений

Слева на Рис. 1 снимок одинарный, справа — двойной. Все изображения имеют чёрную рамку с белыми данными. В основном эти данные находятся на достаточном расстоянии от основной области снимка, но встречаются изображения, где белые надписи находятся вблизи снимка.

## 3.2. Уменьшение шума

Из-за наложения ультразвуковых волн друг на друга и других погрешностей аппарата УЗИ могут возникать шумы. Для того, чтобы избавиться от таких шумов, обычно используют два классических алгоритма сглаживания:

- Гауссовское сглаживание
- Медианное сглаживание

Использование того или иного сглаживания зависит от того, какой метод сегментации будет применяться после.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>https://www.kaggle.com/datasets/dasmehdixtr/ddti-thyroid-ultrasound-images

#### 3.3. Повышение контрастности

Некоторым изображениям перед сегментацией необходимо повысить контрастность, для этого используются следующие методы:

- Выравнивание гистограмм
- CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)

Это локальное выравнивание гистограмм, в качестве параметра можно передать размер локальной области и порог повышения контрастности.

#### 3.4. Обрезка изображений

Перед тем как перейти к сегментации, требуется отделить снимок УЗИ от черной рамки с надписями, поскольку лишние данные добавляют ненужные области.

Несмотря на то, что исходное изображение на глаз является чернобелым, оно может содержать альфа-канал (канал прозрачности). Поэтому сначала исходное изображение преобразовывалось в оттенки серого с использованием cv2.cvtColor (здесь и далее из библиотеки OpenCV). Затем выполнялось сглаживание шума с помощью медианного размытия — cv2.MedianBlur . Далее, используя cv2.threshold с пороговым значением, равным 5, производилась бинаризация изображения. Таким образом, все черные пиксели и пиксели чуть светлее черного становились полностью черными, в то время как остальные — полностью белыми. С помощью cv2.findContours были найдены контуры изображения. Чтобы сделать контуры более четкими была выполнена фильтрация: одиночные пиксели и контуры с небольшой площадью удалялись из списка контуров.

Главной задачей является выделение выделение основной области снимка, которая занимает большую часть изображения, поэтому достаточно найти наибольший по площади контур.

Изначально пороговое значение для бинаризации было равно единице, то есть в класс черных пикселей относились только черные, без оттенков. На хороших изображениях, то есть на таких, у которых все надписи находятся на достаточном расстоянии от основного снимка, алгоритм работал хорошо. Но если надписи находились довольно близко к основной области снимка, самый большой контур охватывал эти надписи вместе с нужной областью. Именно поэтому было подобрано пороговое значение, равное пяти.

Затем, используя cv2.drawContours, можно нарисовать найденный максимальный контур (Рис. 2, слева). В первых версиях написания алгоритма, в которых использовалось пороговое значение, равное 1, и не использовалось сглаживание и удаление маленьких контуров, отображение контуров было ключевым этапом, посколько потом именно по этим нарисованным пикселям происходила обрезка изображения. Однако, такой метод часто показывал плохие результаты и требовал ручной настройки параметров.

С помощью cv2.boundingRect можно получить координаты максимального прямоугольника, вершины которого будут содержать пиксели контура. На небольшой выборке было проверено, что никакие лишние области не входят в итоговый прямоугольник. Однако, некоторые изображения содержат граничные белые точки, которые также необходимо убрать. Поэтому в функцию по обрезке черной области в качестве одного из параметров передается радиус обрезки. Для него опытным путем было выявлено оптимальное значение, равное 10.

В результате получается новое изображение без черных границ и лишних надписей (Рис. 2, справа).



Рис. 2: Наибольший контур (зелёный) и обрезанное изображение

## 4. Алгоритмы

Автоматизированная сегментация снимков УЗИ без использования нейросетей и машинного обучения является сложной задачей, которая, как было отмечено в обзоре, на сегодняшний день не имеет эффективных решений. Поэтому на данном этапе исследования для сегментации будут использоваться классические методы компьютерного зрения. Они не позволяют выделить щитовидную железу или её узлы, однако с их помощью можно найти претендентов и собирать признаки с них и их окружения, что и предполагается реализовать в дальнейшем.

По результатам обзора для дальнейшего рассмотрения были выбраны методы областей, а именно: кластеризация и волновой алгоритм.

## 4.1. Кластеризация

Алгоритм кластеризации позволяет разделить изображение на кластеры — однородные области.

Для сегментации будет использоваться метод k-средних, который разделяет изображение на k кластеров на основе их цветовых значений. Он представлен в sklearn.cluster. Перед его примемением использовались различные сочетания методов предобработок, но наилучший результат показало сочетание cv2.GaussianBlur и cv2.createCLAHE (Puc. 3, слева). Результат представлен на Puc. 3 (справа).





Рис. 3: Предобработка и кластеризация

## 4.2. Волновой алгоритм

Идея алгоритма заключается в том, что волна распространяется от исходной точки по всем направлениям, захватывая соседние пиксели, которые удовлетворяют заданным условиям схожести. Под исходной точкой подразумевают точку, которая принадлежит искомой области. Результат работы алоритма представлен на Рис. 4 (слева).

Algorithm	1	Волновой	алгоритм
-----------	---	----------	----------

function WAVE_ALGORITHM(image, start_point, threshold=10)			
инициализация output_image, start_intensity			
помещаем start_point в очередь queue			
$visited[start_point] \leftarrow True$			
directions $\leftarrow$ смещения 4x связных соседей			
while queue не пуста do			
извлекаем точку из очереди			
отмечаем эту точку белым на $\operatorname{output\_image}$			
for каждое направление в directions do			
$neighbor\_point \leftarrow$ текущая $\_$ точка $+$ направление			
if neighbor_point внутри изображения и не посещена then			
if neighbor_point удовлетворяет критерию принадлеж-			
ности then			
добавляем neighbor_point в queue			
$visited[neighbor\_point] \leftarrow True$			
end if			
end if			
end for			
end while			
return output_image			
end function			

## 4.3. Метод поиска точек

Так как глобальной задачей является создание полностью автоматизированного инструмента, то подбор точек для волнового алгоритма должен быть автоматическим. Для этого производился локальный анализ отклонений:

- для распределения интенсивностей пикселей на всем изображении вычислялись три глобальных параметра: матожидание, дисперсия и среднеквадратическое отклонение;
- далее задавалось скользящее окно размера  $n \times n$  и шагом вдвое меньшим n;
- для каждого скользящего окна также вычислялось 3 параметра;
- затем вычислялось евклидово расстояние между глобальными и локальными параметрами;
- точки с наибольшим отклонением добавлялись в итоговый массив;
- результатом являются х точек с наибольшими отклонениями;

Точки, найденнные приведенным выше алгоритмом для x = 10, изображены зеленым цветом на Рис. 4 (справа). Розовый круг — искомая область, в которую попала одна точка. Далее из этих точек можно запускать волновой алгоритм.





Рис. 4: Волновой алгоритм и поиск точек

## 4.4. Выводы

В результате применения описанных выше алгоритмов на имеющемся датасете можно сделать следующие выводы:

#### 1. Кластеризация

Алгоритм кластеризации показывает плохие результаты для сегментации узлов щитовидной железы, однако позволяет разделить пиксели изображения на три кластера, один из которых, белый, во всех случаях является областью фона, куда не попадает щитовидная железа или её узлы, так как они по своей структуре являются более плотными и относятся к серому или черному кластеру. Таким образом можно собрать признаки фона и области, в которую входит щитовидная железа.

2. Волновой алгоритм

Волновой алгоритм в простом варианте также не показал хороших результатов сегментации узлов, однако было замечено, что с его помощью можно выделить щитовидную железу, которая находится в красной рамке на Рис. 5. После сегментации щитовидной железы выделить её узлы становится проще. Возможно, такой подход будет опробован в следующем семестре. Кроме того, появляется возможность получить признаки области щитовидной железы и узлов, а также фона.



Рис. 5: Щитовидная железа в красной рамке

## 5. План эксперимента

Проведение экспериментов с количественными результатами планируется в следующем семестре.

В рамках работы за этот семестр была осуществлена разметка изображений по координатам, указанным в датасете (Рис. 6, слева). Также, используя cv2.inRange, происходила бинаризация изображения по красному цвету (который использовался для разметки), затем выполнялся поиск контуров и получалась маска искомой области (Рис. 6, справа).



Рис. 6: Размеченное изображение и маска области

Для количественной оценки точности сегментации планируется использовать метрики, которые показывают, насколько хорошо получившаяся после сегментации маска (Segmented Mask) совпадает с истинной маской (True Mask):

#### 1. IoU — Intersection over Union

$$IoU = \frac{|\text{True Mask} \cap \text{Segmented Mask}|}{|\text{True Mask} \cup \text{Segmented Mask}|}$$

#### 2. Dice Coefficient (F1-Score)

Более чувствителен к различиям при небольших перекрытиях.

$$Dice = \frac{2 \cdot |\text{True Mask} \cap \text{Segmented Mask}|}{|\text{True Mask}| + |\text{Segmented Mask}|}$$

## Заключение

## В ходе работы за текущий семестр были выполнены следующие поставленные задачи:

- выполнен обзор методов сегментации и существующих решений;
- по результатам обзора к рассмотрению были выбраны методы, основанные на областях;
- выполнена базовая реализация классических методов сегментации и обработки изображений<sup>2</sup>;
- в результате применения выбранных методов было выяснено, что с задачей сегментации щитовидной железы и её узлов они справляются плохо, однако их комбинации подходят для дальнейшего сбора признаков с областей изображения.

Усовершенствование базовых алгоритмов, сбор статистических признаков и проведение экспериментов для рассчета точности сегментации планируется в следующем семестре.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>https://github.com/ArtemKushnir/ClassificationThyroidDiseases\_ByUltrasoundImage

## Список литературы

- ACR thyroid imaging, reporting and data system (TI-RADS): white paper of the ACR TI-RADS committee / Franklin N Tessler, William D Middleton, Edward G Grant et al. // Journal of the American college of radiology. — 2017. — Vol. 14, no. 5. — P. 587–595.
- [2] Automatic diagnosis for thyroid nodules in ultrasound images by deep neural networks / Lituan Wang, Lei Zhang, Minjuan Zhu et al. // Medical image analysis. — 2020. — Vol. 61. — P. 101665.
- [3] Caselles Vicent, Kimmel Ron, Sapiro Guillermo. Geodesic active contours // International journal of computer vision. — 1997. — Vol. 22. — P. 61–79.
- [4] Chan Tony F, Vese Luminita A. Active contours without edges // IEEE Transactions on image processing. — 2001. — Vol. 10, no. 2. — P. 266– 277.
- [5] Chang Chuan-Yu, Huang Hsin-Cheng, Chen Shao-Jer. Thyroid nodule segmentation and component analysis in ultrasound images // Proceedings: APSIPA ASC 2009: Asia-Pacific Signal and Information Processing Association, 2009 Annual Summit and Conference / Asia-Pacific Signal and Information Processing Association, 2009 Annual .... – 2009. – P. 910–917.
- [6] Chen Junying, You Haijun, Li Kai. A review of thyroid gland segmentation and thyroid nodule segmentation methods for medical ultrasound images // Computer methods and programs in biomedicine. -2020. -Vol. 185. P. 105329.
- [7] Evaluation of commonly used algorithms for thyroid ultrasound images segmentation and improvement using machine learning approaches / Prabal Poudel, Alfredo Illanes, Debdoot Sheet, Michael Friebe // Journal of healthcare engineering. — 2018. — Vol. 2018, no. 1. — P. 8087624.

- [8] Kass Michael, Witkin Andrew, Terzopoulos Demetri. Snakes: Active contour models // International journal of computer vision. — 1988. — Vol. 1, no. 4. — P. 321–331.
- [9] Keramidas Eystratios G, Maroulis Dimitris, Iakovidis Dimitris K. TND: a thyroid nodule detection system for analysis of ultrasound images and videos // Journal of medical systems. — 2012. — Vol. 36. — P. 1271–1281.
- [10] Rother Carsten, Kolmogorov Vladimir, Blake Andrew. "GrabCut" interactive foreground extraction using iterated graph cuts // ACM transactions on graphics (TOG). - 2004. - Vol. 23, no. 3. - P. 309– 314.
- [11] Segmentation of ultrasound images of thyroid nodule for assisting fine needle aspiration cytology / Jie Zhao, Wei Zheng, Li Zhang, Hua Tian // Health information science and systems. — 2013. — Vol. 1. — P. 1–12.
- [12] Speckle patch similarity for echogenicity-based multiorgan segmentation in ultrasound images of the thyroid gland / Nikhil S Narayan, Pina Marziliano, Jeevendra Kanagalingam, Christopher GL Hobbs // IEEE journal of biomedical and health informatics. — 2015. — Vol. 21, no. 1. — P. 172–183.
- [13] Ultrasound image-based thyroid nodule automatic segmentation using convolutional neural networks / Jinlian Ma, Fa Wu, Tian'an Jiang et al. // International journal of computer assisted radiology and surgery. — 2017. — Vol. 12. — P. 1895–1910.
- [14] Vanderpump Mark PJ. The epidemiology of thyroid disease. // British medical bulletin. — 2011. — Vol. 99, no. 1.
- [15] Variable background active contour model for computer-aided delineation of nodules in thyroid ultrasound images / Dimitris E Maroulis, Michalis A Savelonas, Dimitris K Iakovidis et al. // IEEE Transactions

on Information Technology in Biomedicine. — 2007. — Vol. 11, no. 5. — P. 537–543.

- [16] Welker Mary Jo, Orlov Diane. Thyroid nodules // American family physician. — 2003. — Vol. 67, no. 3. — P. 559–567.
- [17] Zhou Jingan. Thyroid tumor ultrasound image segmentation based on improved graph cut // 2016 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS) / IEEE. - 2016. -P. 130-133.
- [18] A genetically optimized level set approach to segmentation of thyroid ultrasound images / Dimitris K Iakovidis, Michalis A Savelonas, Stavros A Karkanis, Dimitris E Maroulis // Applied Intelligence. — 2007. — Vol. 27. — P. 193–203.
- [19] A review on ultrasound-based thyroid cancer tissue characterization and automated classification / U Rajendra Acharya, G Swapna, S Vinitha Sree et al. // Technology in cancer research & treatment. — 2014. — Vol. 13, no. 4. — P. 289–301.