

Санкт-Петербургский государственный университет  
Факультет прикладной математики – процессов управления  
Кафедра компьютерных технологий и систем

**Решетова Елена Владимировна**

**Магистерская диссертация**

**Применение методов сегментации для анализа  
областей интереса на спутниковых изображениях и  
видеопоследовательностях**

Направление 02.04.02

Фундаментальная информатика и информационные технологии

Магистерская программа "Цифровые технологии и системы"

Научный руководитель,  
кандидат технических наук,  
доцент  
Гришкин Валерий Михайлович

Санкт-Петербург

2020

## Содержание

Введение.....	3
Постановка задачи.....	5
Глава 1. Обзор литературы.....	6
Глава 2. Методы сегментации.....	10
2.1. Пороговые методы.....	11
2.1.1. Пороговый метод с постоянным порогом .....	12
2.1.2. Пороговый метод с адаптивным порогом .....	13
2.2. Выделение границ .....	14
2.3. Нарращивание областей.....	17
2.3.1. Центроидное связывание.....	17
2.3.2. Слияние-расщепление .....	18
2.3.3. Метод водоразделов.....	19
2.4. Текстурные методы .....	20
Глава 3. Методы селекции объектов .....	22
Глава 4. Селекция объектов на основе мультипороговой обработки.....	26
4.1. Мультипороговая сегментация .....	26
4.2. Селекция зданий по площади.....	29
4.3. Тестирование алгоритма .....	32
4.4. Вывод .....	36
Выводы .....	38
Заключение .....	39
Список литературы .....	40

## Введение

Процесс обработки, анализа и синтеза изображений являются приоритетными для систем технического зрения, образующих отдельное направление исследований в области искусственного интеллекта. Этот процесс можно представить в виде шести основных этапов [7]:

- 1) ввод информации;
- 2) предварительная обработка;
- 3) сегментация;
- 4) описание;
- 5) распознавание;
- 6) интерпретация.

Ввод информации представляет собой получение визуального изображения, которое будет подвергаться дальнейшему исследованию. Предварительная обработка информации заключается в использовании таких методов как понижение шума или улучшение изображения отдельных деталей. Сегментация — процесс выделения на изображении интересующих объектов. При описании определяются характерные параметры (например, размеры или форма), необходимые для выделения требуемого объекта на фоне других. Распознавание представляет собой процесс идентификации объектов. Интерпретация выявляет принадлежность к группе распознаваемых объектов.

Сущность обработки изображения состоит в том, чтобы привести исходное изображение к виду, позволяющему решить задачу распознавания его объектов.

Рассмотрим подробнее третий этап – сегментация изображения. На этой стадии происходит подразделение изображения на составляющие его области или объекты. При этом группирование осуществляется по различным признакам, таким как яркость, цвет, текстура, движение в одном направлении, с одинаковой скоростью и тому подобные признаки. Сегментация изображений, не являющихся тривиальными, представляет собой одну из самых сложных задач обработки изображений. Конечный успех

компьютерных процедур анализа изображений во многом определяется точностью сегментации, по этой причине значительное внимание должно быть уделено повышению ее надежности [1]. Между тем, нет единого, общепринятого подхода, который бы лежал в основе большинства алгоритмов. Также нет и общего алгоритма, позволяющего осуществлять оптимальную сегментацию для абсолютно любого изображения. В этом и заключается одна из сложностей сегментации, и это является причиной большого числа различных подходов при решении данных задач обработки изображений.

В последние годы широкое освещение получили работы, связанные с применением систем технического зрения в космических исследованиях, в частности для изучения спутниковых данных. Вследствие активного развития технологий дистанционного зондирования требуется разработка все новых методов и алгоритмов для анализа спутниковых данных.

Одной из активно развивающихся задач обработки спутниковых статических снимков и видеопоследовательностей является поиск антропогенных объектов. Под антропогенным объектом (от греч. *anthropos* – человек и *genes* – рождающий, рожденный) понимается объект, созданный человеком для обеспечения его социальных потребностей и не обладающий свойствами природных объектов [18]. Такими объектами могут быть: здание, транспортное средство, объекты дорожной инфраструктуры и др. В дальнейшем в качестве антропогенного объекта будем рассматривать здания. Задача выделения зданий на спутниковых изображениях очень актуальна на текущий момент и пробудила значительный интерес во всем мире за последние годы [10][12][16].

В связи с актуальностью решения такой задачи в настоящей работе предлагается провести исследование, направленное на изучение существующих методов сегментации и разработку наиболее подходящего алгоритма сегментации зданий на спутниковых статических снимках и видеопоследовательностях.

## **Постановка задачи**

Целью исследования является разработка наиболее подходящего метода сегментации зданий на спутниковых статических снимках и видеопоследовательностях.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи.

1. Провести анализ существующих методов и алгоритмов сегментации, а также их применение в рамках поставленной проблемы.
2. Выбрать наиболее подходящий подход к обработке спутниковых изображений и видеопотоков, позволяющего повысить адекватность тематической сегментации.
3. Исследовать данный подход при различных параметрах.

## Глава 1. Обзор литературы

В связи с активным развитием и использованием систем нового поколения в технологиях дистанционного зондирования, появляется все больше различных подходов для сегментации объектов на спутниковых изображениях и видео. Алгоритмы, описанные в большинстве современных работ по сегментации объектов на космических снимках, в частности зданий, можно разделить на четыре группы, каждая из которых основана на определенном ключевом элементе [38].

В первую группу можно отнести методы, основанные на использовании свойств пикселей изображения. К данной группе относятся методы пороговой обработки и кластеризации. Простейший метод пороговой обработки базируется на моделировании гистограмм яркостей изображения (рис. 1), анализ которой приводит к хорошим результатам при сегментации зданий на

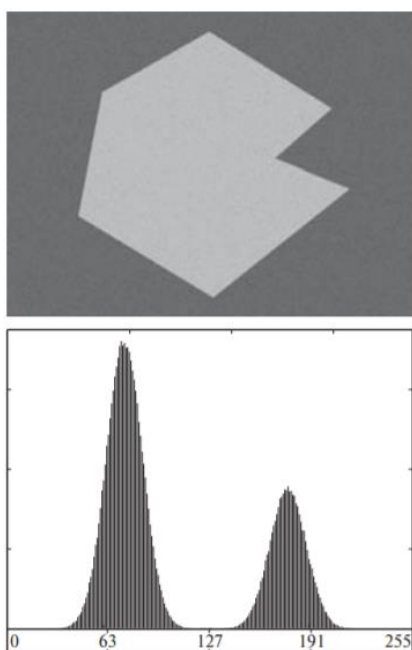


Рис 1. Пример гистограммы яркости изображения

спутниковых изображениях [15]. Она позволяет оценить количество и разнообразие оттенков изображения, а также его общий уровень яркости. К плюсам методов пороговой обработки можно отнести доступность понимания и высокую скорость обработки, но минусом является большая вероятность ошибочной сегментации. В связи с этим, для улучшения результата часто применяется дополнительная постобработка [16]. Широкое применение для сегментации космических снимков Земли получили подходы, основанные на кластеризации данных [34]. Суть кластеризации

состоит в том, что все исходные пиксели изображения разбиваются на несколько непересекающихся групп таким образом, чтобы объекты, попавшие в одну группу, имели сходные характеристики, в то время как у объектов из разных групп эти характеристики должны значительно отличаться. Полученные группы и называются кластерами. Популярные алгоритмы

кластеризации (K-средних, ISODATA), которые основаны на предположении о нормальном виде плотности распределения искомых классов, в исходной форме зачастую не обеспечивают требуемой достоверности результатов при анализе спутниковых изображений [36][37]. Описанные в работе [14] алгоритмы кластеризации (EMeanSC, ECCA, HECA и др.) разработаны в рамках комбинации нескольких подходов и уже дают приемлемые результаты сегментации.

В методах второй группы используются детекторы границ. При таком способе сегментации объекты представляются их границами. Наиболее распространенный в этой группе метод, используемый для сегментации зданий на спутниковых снимках, является детектор границ Кэнни. Данный алгоритм состоит из пяти отдельных шагов [23]. Преимуществами данного метода являются хорошее обнаружение и локализация границ, а также он дает единственный отклик на одну границу. Но, несмотря на свои преимущества, в рамках поставленной задачи, детектор Кэнни дает хороший результат сегментации спутниковых изображений только в комбинации с другими методами [6][11][21].

Третья группа, основанная на связанности областей, включает в себя методы водоразделов и разделение и слияние. Метод водоразделов – один из основных алгоритмов наращивания областей, рекурсивно выполняющих процедуру объединения пикселей в подобласти по заранее заданным критериям. Благодаря используемым концепциям метод водоразделов позволяет получать более стабильные результаты сегментации (в том числе непрерывные границы областей). Этот подход так же позволяет включать в процесс сегментации добавочные ограничения [7]. В задаче сегментации зданий на спутниковых данных метод водораздела чаще всего применяется в модифицированном виде или в комбинации с другими методами. Например, в [12] производится сравнение нескольких методов сегментации таких изображений и наилучшие результаты показывает алгоритм gPb-owt-ucm, в основе которого лежит метод поиска контуров объектов gPb и

модифицированный алгоритм сегментации по водоразделам. Тот же алгоритм лежит в основе метода, применяемого для сегментации зданий в работе [22]. Ощутимым минусом метода водоразделов является его низкая скорость работы.

Метод на основе разделения и слияния областей позволяет точно сегментировать изображения, но также не позволяет находить границы областей на плавных перепадах яркости, что приводит к ошибкам сегментации [2]. Поэтому в задаче сегментации объектов интереса на спутниковых изображениях данный метод комбинируется с другими для получения лучшего результата [10][29].

Оставшаяся четвертая группа касается использования вейвлетов, нейронных сетей и нечетких множеств. В последние годы свёрточные нейронные сети показывают высокие результаты при классификации объектов на снимках дистанционного зондирования Земли [9]. Данный тип нейронных сетей обладает высокой устойчивостью к изменению масштаба, сдвигу и повороту и к другим преобразованиям входных данных. Наиболее часто применяемой, в рамках поставленной задачи, свёрточной нейронной сетью является U-Net [17][25]. Она была создана в 2015 году для сегментации биомедицинских изображений в отделении компьютерных наук Фрайбургского университета [32]. Для U-Net характерны высокие результаты в различных реальных задачах и использование небольшого количества данных для их достижения. Но, как и у всех свёрточных нейронных сетей, недостатком данного метода является слишком большое количество варьируемых параметров сети – непонятно, для какой задачи и вычислительной мощности какие нужны настройки. Небольшое количество параметров сети может снизить точность классификации, а большое количество параметров увеличивает вычислительную сложность сети и не всегда обеспечивает улучшение классифицирующих способностей сети. Таким образом, разработка оптимальной структуры нейронной сети для



конкретной задачи – является эмпирическим процессом, который включает в себя очень большое количество экспериментальных исследований [9].

Обзор современных работ, направленных на изучение сегментации изображений, полученных системами спутникового наблюдения, показал, что применяемые в них подходы конструктивны, однако им присущи и существенные ограничения. Снизить их влияние можно, если учитывать особенности сегментируемых объектов, использовать дополнительную постобработку, вводить обучение, а также комбинировать различные методы для преодоления недостатков каждого из них [5]. В применяемых методах широко используются свойства изображения: гистограммы исходного изображения, свойства границ областей сегментации (перепадов интенсивности) и контуров отдельных объектов, а характеристики объектов интереса учитываются лишь косвенно, когда как подобные методы широко используются в других сферах, например, при сегментации определенных типов клеток в биомедицинских исследованиях [3][21] и для выделения объектов на изображениях, полученных при помощи дистанционного видеонаблюдения [4].

## Глава 2. Методы сегментации

Методов сегментации существует большое разнообразие и различные методы направлены на разные свойства разбиения. Обработка видеопоследовательностей в задаче сегментации чаще всего производится покадрово, поэтому закономерно свести рассмотрение, поставленной в работе задачи, непосредственно к изучению методов сегментации изображений.

Современные алгоритмы сегментации представляют собой модификацию или комбинацию классических методов, которые подробно рассмотрены в данной главе. На настоящий момент основные методы сегментации можно разбить следующие классы (методы упорядочены от самых простых к более сложным) [7].

1. Пороговые методы – занимают центральное место в прикладных задачах сегментации изображений, благодаря интуитивно понятным свойствам, простоте реализации и скорости вычислений. Существуют несколько основных видов пороговой сегментации, но базовыми являются всего два: метод с оптимальным порогом и метод с адаптивным порогом. Все остальные методы этого класса являются производными от двух указанных алгоритмов.
2. Выделение границ – применяются в основном для работы с бинарными (черно-белыми) изображениями. Эти методы позволяют извлекать контуры, которые целиком определяют форму изображения, слабо зависят от цвета и яркости и содержат необходимую информацию для дальнейшей классификации объекта. Широко известным методом выделения контуров является детектор границ Кэнни [23].
3. Методы наращивания областей – представляют собой алгоритмы, рекурсивно выполняющие процедуру группировки пикселей в подобласти по заранее заданным критериям [24]. Одним из основных методов здесь является метод водоразделов.

4. Текстуальные методы – основаны на анализе текстурных признаков изображения (однородность, шероховатость, направленность, регулярность и т. д). В большом разнообразии подходов к текстурной сегментации можно выделить два основных метода описания текстур: статистические и структурные [24].

Вышеупомянутые методы сегментации могут быть сведены к схеме в соответствии с рис. 2.

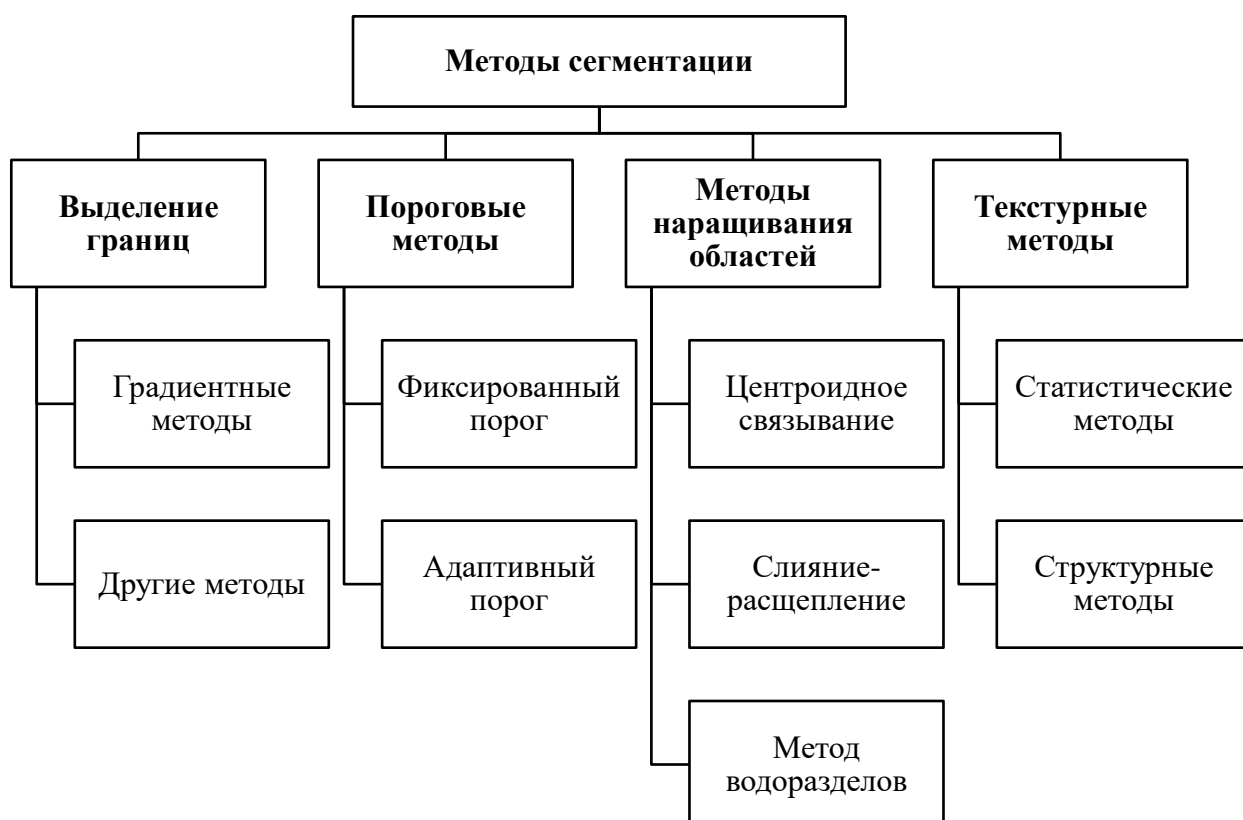


Рис 2. Методы сегментации

## 2.1. Пороговые методы

В пороговых методах выбирается некоторое значение (порог), которое позволяет разделить пиксели изображения на два класса: фоновые и объектные [19]. Предположим, что есть некоторое изображение  $f(x, y)$ , содержащее светлые объекты на темном фоне и выбран порог  $T$ . Тогда сегментированное изображение  $g(x, y)$  можно представить соотношением (1).

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } f(x, y) > T \\ 0, & \text{если } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

То есть любая точка  $(x, y)$ , в которой значение  $f(x, y) > T$ , считается объектом и в сегментированном изображении ей присваивается значение яркости 1, а в противном случае – точка считается фоном и ей присваивается значение яркости 0. Существует много исследований по разработке методов, основанных на подобном, одномерном определении порога [1][19][30]. Дальнейшее естественное развитие такого метода – это мультипороговая сегментация [35], в которой результирующее изображение не будет бинарным, а состоит из сегментов различной яркости. Формально такую операцию можно записать:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } f(x, y) \in D_1; \\ 2, & \text{если } f(x, y) \in D_2; \\ \dots & \\ n, & \text{если } f(x, y) \in D_n; \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases} \quad (2)$$

Где  $n$  – количество уровней, а  $D_i, i = \overline{1, n}$  – классы изображения. Каждому из классов в данном случае задается определенный порог, который их разделяет.

Самым сложным в пороговых методах является сам процесс определения порога. В соответствии с тем как определяется порог, он может быть постоянным (глобальным) или адаптивным (переменным) и зависеть от различных параметров изображения, например, гистограммы яркостей.

### **2.1.1. Пороговый метод с постоянным порогом**

Если значение порога  $T$ , применяемого для всего изображения, является константой, говорят о глобальном пороговом преобразовании. В практических задачах изображения часто обладают значительной изменчивостью, вследствие этого даже при возможности обработки с постоянным порогом необходим алгоритм, который позволяет автоматически выбрать значение

порога для определенного изображения. Для этого применяется следующий алгоритм [7]:

1. Выбирается некоторая начальная оценка значения порога  $T$ .
2. Изображение сегментируется согласно соотношению (1) с помощью порога  $T$ . В итоге пиксели изображения разбиваются на две группы:  $G_1$ , состоящая из пикселей с яркостью больше установленного порога, и  $G_2$ , состоящая из пикселей с яркостью меньше или равной порогу.
3. Вычисляются значения  $\mu_1$  и  $\mu_2$  средних яркостей пикселей по областям  $G_1$  и  $G_2$  соответственно.
4. Вычисляется новое значение порога по формуле (3).

$$T = \frac{1}{2(\mu_1 + \mu_2)} \quad (3)$$

5. Шаги повторяются пока разница значений  $T$  в соседних итерациях окажется меньше значения заранее заданного параметра  $\Delta T$ .

Пример обработки изображения с применением глобального порога показан на рис. 3.б.

### **2.1.2. Пороговый метод с адаптивным порогом**

Если порог  $T$  зависит от характеристик обрабатываемого изображения и меняется с изменением пространственных координат  $x$  и  $y$ , то такое преобразование с переменным порогом часто называют адаптивным [7]. В этом случае применяется подход, при котором исходное изображение разбивается на несколько подобластей, к каждой из которой применяется алгоритм сегментации со своим значением порога. Основными проблемами в данном методе стоят техника разбиения изображения на подобласти и оценка порога для каждой из полученных областей. Классическим методом является разбиение исходного изображения на непересекающиеся прямоугольные области, а вычисление порога для каждой точки  $(x, y)$  происходит на основании одной или более характеристик, рассчитанных по окрестности этой точки.

Обычно в качестве характеристик используются стандартное отклонение и среднее значение.

Пример обработки изображения с применением адаптивного порога показан на рис. 3.в.

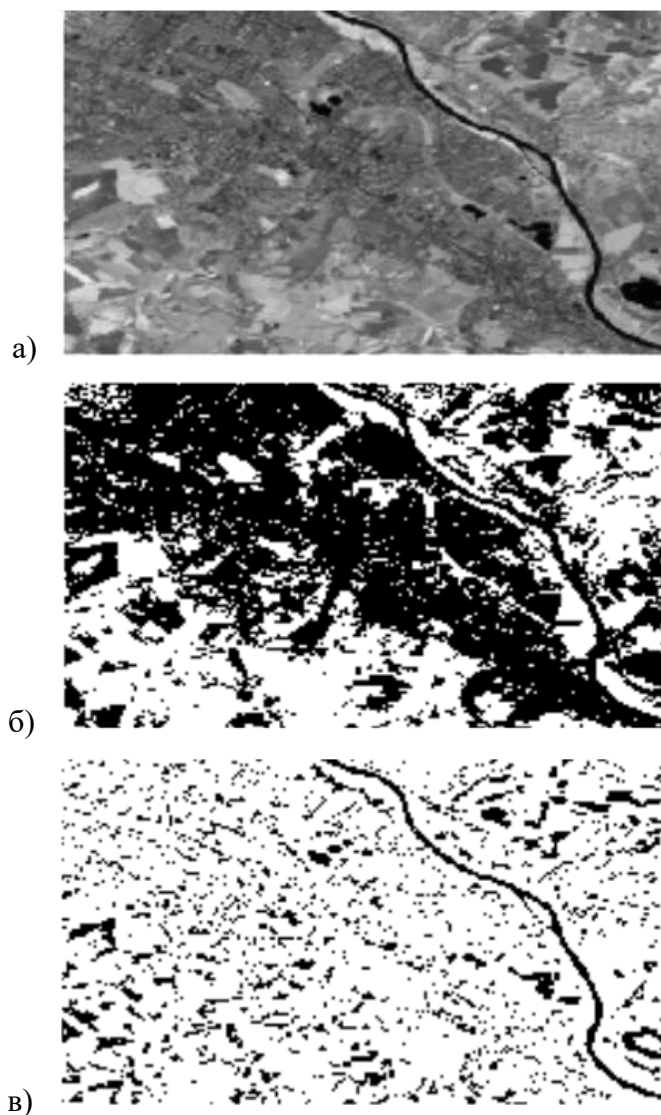


Рис 3. Результаты порогового метода сегментации (исходное изображение (а), постоянный порог (б) и адаптивный порог (в))

## 2.2. Выделение границ

Границами или краями называют такие кривые на изображении, где происходит более или менее резкое изменение яркости изображения. Граничное представление изображения значительно уменьшает количество обрабатываемых данных, но сохраняет важную информацию о формах объектов в сцене. Существует значительное количество методов выделения границ, но не все они находят применение в системах технического зрения.

Наиболее распространенным путем определения перепада яркости изображения является градиентный метод [7].

Градиент в точке  $(x, y)$  изображения  $f$  определяется как вектор:

$$\nabla f \equiv \text{grad}(f) \equiv \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Вектор градиента указывает направление максимального изменения функции  $f$  в точке  $(x, y)$ . Величины частных производных  $\frac{\partial f}{\partial x}$  и  $\frac{\partial f}{\partial y}$  для каждой точки можно оценить, если найти дискретную аппроксимацию частных производных в окрестности данной точки:

$$G_x = \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = f(x + 1, y) - f(x, y) \quad (5)$$

$$G_y = \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = f(x, y + 1) - f(x, y) \quad (6)$$

Вычисления по этим двум уравнениям для всех нужных значений  $x$  и  $y$  можно реализовать путем фильтрации изображения  $f(x, y)$  с помощью одномерных масок, представленных на рис. 4.

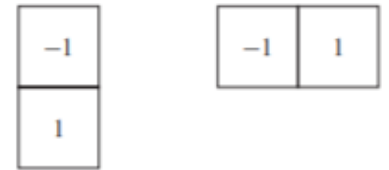


Рис 4. Одномерные маски

Величина перепада вычисляется по формуле:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (7)$$

Самыми распространенными техниками выделения границ, использующие данные преобразования, являются:

- оператор Робертса;
- оператор Превитта;
- оператор Собеля.

Производные  $G_x$  и  $G_y$  могут быть реализованы путем фильтрации всего изображения с помощью масок, представленных на рис. 4.

В данных методах не учитываются предположения о характеристиках контура и наличии шума на изображении. В более совершенных методах

-1	0	0	-1
0	1	1	0

Маски оператора Робертса

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Маски оператора Превитта

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

Маски оператора Собела

Рис 4. Маски, применяемые для вычисления градиента в центральной точке

выделения границ, таких как: детектор контуров Марра-Хилдрета и детектор границ Кэнни, эти факторы учитываются [7].

• Детектор контуров Марра-Хилдрета.

Данный метод представляет собой алгоритм, который можно кратко описать следующим образом:

1. Исходное изображение обрабатывается гауссовым фильтром низких частот.
2. Вычисляется лапласиан полученного изображения.
3. На полученном изображении находятся точки пересечения нулевого уровня.

• Детектор границ Кэнни.

Данный алгоритм состоит из пяти шагов [23]:

1. Сглаживание. Размытие изображения для удаления шума.
2. Поиск градиентов. Границы отмечаются там, где градиент изображения приобретает максимальное значение.
3. Подавление не-максимумов. Только локальные максимумы отмечаются как границы.
4. Двойная пороговая фильтрация. Потенциальные границы определяются порогами.
5. Трассировка области неоднозначности. Итоговые границы определяются путём подавления всех краёв, несвязанных с определенными (сильными) границами.

Примеры применения упомянутых методов [28] показаны на рис. 5.



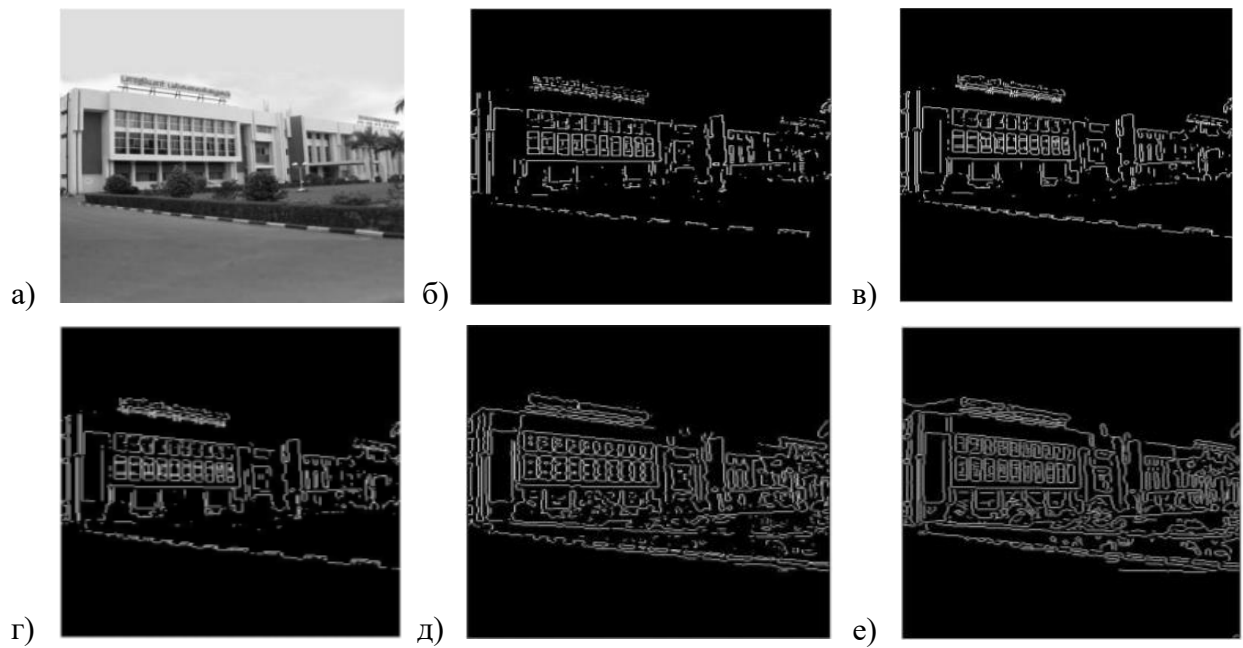


Рис 5. Выделение границ на исходном изображении (а), выполненное: оператором Робертса (б), оператором Превитта (в), Оператором Собеля (г), детектором Марра-Хилдрета (д), детектором Кэнни (е)

### 2.3. Нарращивание областей

Методы наращивания областей основаны главным образом на предположении, что соседние пиксели в пределах одной области имеют одинаковые характеристики. Алгоритм начинается с выбора начальной точки и последующем ее сравнении с соседними. По стратегии выделения начальных точек и порядка просмотра остальных выделяют три основных метода наращивания областей: центроидное связывание, слияние-расщепление и метод водоразделов [13].

#### 2.3.1. Центроидное связывание

Для применения данного метода необходима априорная информация об объекте, то есть одна или несколько стартовых точек. Каждой стартовой точке  $a_1, \dots, a_k$  присваивается метка  $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ . Точки, имеющие метку  $\lambda_i$ , образуют множество  $S_i$ . Когда были выбраны стартовые точки, производится процесс разметки, в ходе которого просматриваются все точки  $A$  множеств  $S_i$ . Если точка  $N$ , соседняя с  $A$ , такая что:

- $|B(A) - B(N)| < T$ , где  $B(A)$  и  $B(N)$  – яркости соответствующих точек, а  $T$  – выбранный порог;
- Точка  $N$  не имеет метки.

Тогда точке  $N$  присваивается метка  $\lambda_i$ , если же первое условие не выполнено – точке присваивается новая метка. После разделения изображения на области возможно слияние областей, то есть присвоения точкам с метками  $\lambda_x$  и  $\lambda_y$  единой метки  $\min(\lambda_x, \lambda_y)$ . Пример применения данного метода [31] показан на рис. 6.

Основными недостатками метода центроидного связывания являются:

- отсутствие правила для выбора порога, фигурирующего в критерии однородности области;
- необходимость повторных проходов в случае слияния областей.



Рис 6. Пример применения метода центроидного связывания

### 2.3.2. Слияние-расщепление

Отличительной чертой данного метода является подход, основанный на первоначальном разбиении исходного изображения на множество произвольных непересекающихся областей, уже после чего осуществляется слияние и/или разделение этих областей. Обычно изображение разбивается на квадраты некоторым образом и проводится анализ однородности этих квадратов (чаще всего анализируется однородностей яркостей). Если квадрат

не удовлетворяет условию однородности, то он заменяется четырьмя подквадратами. Если же есть область, состоящая из четырех соседних квадратов, каждый из которых удовлетворяет условию однородности – то эти четыре квадрата объединяются [13]. Такой метод разбиения удобно представлять в форме так называемого квадродерева (т. е. дерева, у которого вершины, не являющиеся листьями, имеют в точности четыре потомка), в котором корень дерева соответствует целому изображению, а каждая другая вершина – какой-то из подобластей [7]. Трудность реализации алгоритмов слияния-расщепления заключается, в первую очередь, в необходимости большого объема памяти ЭВМ для хранения промежуточных результатов (пирамидальных структур).

### 2.3.3. Метод водоразделов

Метод водоразделов основан на представлении изображения в виде топографического рельефа, где значение каждого элемента изображения характеризует его высоту в этой точке. В качестве высоты используется уровень яркости пикселя. Области «сбора воды» – это отдельный сегмент изображения. Всего на изображении ищутся три типа точек [24]:

- точки локального минимума;
- точки, с которых вода скатывается в один локальный минимум;
- точки, с которых вода с равной вероятностью скатывается более чем в один такой минимум.

Алгоритм метода водораздела можно описать следующей последовательностью действий [13]. Вводится множество точек  $S = \{i, j, B(i, j)\}$ , называемое поверхностью. На поверхности вводится понятие пути от точки  $s_m$  до точки  $s_n$ . Путем называется последовательность  $\{s_m, s_{m+1}, \dots, s_{n-1}, s_n\}$ , где  $s_i$  является соседней к  $s_{i+1}$ . Невозрастающим путем называется такая последовательность  $\{s_i\}$ , что:

$$\forall s_m(i_m, j_m, B(i_m, j_m)), s_n(i_n, j_n, B(i_n, j_n)): m \geq n \leftrightarrow B(i_m, j_m) \leq B(i_n, j_n).$$

Точка  $s \in S$  называется локальным минимумом, если не существует

невозрастающего пути с началом в точке  $s$ . Когда точки локальным минимумов определены, производится процесс заполнения бассейнов. Находится яркость  $B = \min_{i,j}(B(i,j))$ . Производят итерации, на каждой из которых увеличивают яркость  $B$  на единицу, пока не достигнут максимального уровня яркости. В результате получается разбиение изображения на бассейны. Исходя из задачи, яркость  $B$  можно увеличивать не до максимального значения  $B_{max}$ , а до какого-либо порогового.

## 2.4. Текстурные методы

Задача сегментации текстурными методами состоит в разбиении изображения на области с постоянной текстурой, т. е. выделение областей, в пределах которых значения тех или иных текстурных признаков относительно постоянны [19]. По тому, какие текстурные признаки применяются для сегментации, можно выделить две основных категории: статистические и структурные.

В статистических подходах анализ текстур основан на вычислении порядковых статистических признаков текстурных областей изображения для их различения. Вычисление таких признаков производится при помощи вычисления моментов гистограммы уровня серого или с помощью матриц смежности, в которых учитываются и уровни яркости отсчетов, и относительное расположение отсчетов с определенной яркостью на изображении. С использованием матриц смежности вычисляются текстурные признаки, такие как угловой момент, корреляция, контраст, инерция, энтропия, затенение и др. Пример применения статического метода приведен на рис. 7.

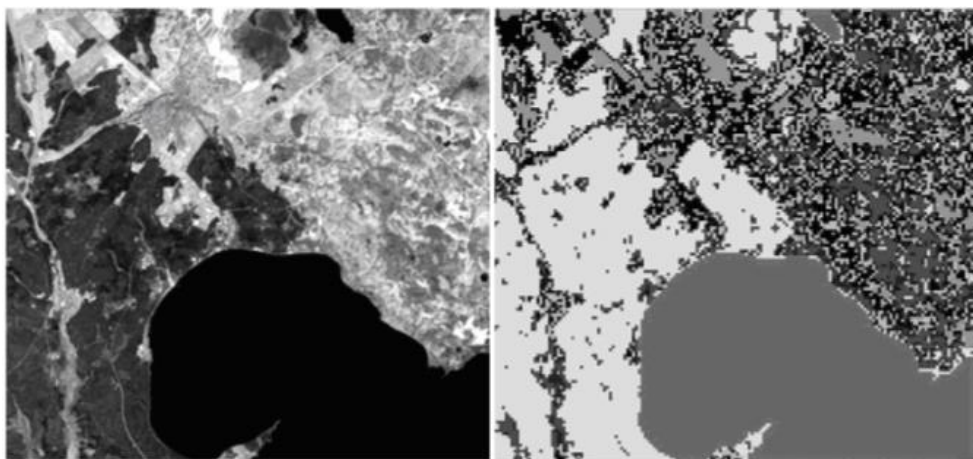


Рис 7. Пример применения статического метода текстурной сегментации

В структурных подходах используется понятие текстурных примитивов (микротекстуры) – основных элементов текстуры, которые расположены согласно некоторому правилу размещения и используются для формирования более сложных текстурных шаблонов (макротекстуры) с применением правил, определяющих, как генерировать текстурные шаблоны [24].

### Глава 3. Методы селекции объектов

В предыдущей главе были подробно рассмотрены классические методы сегментации изображений, прямое применение которых часто оказывается неэффективным из-за отсутствия априорной информации о форме и размерах объектов, представляющих интерес. Кроме того, при обработке практически не используются результаты последующей селекции объектов. Под селекцией объектов понимают задачу выбора из предварительно ранжированных, по каким-либо признакам объектов, наиболее целесообразных в дальнейшем применении, т.е. принять решение о том какие из объектов относятся к интересующему классу. В постановке такой задачи имеются следующие особенности [8]:

- предполагаются известными не сами распределения значений признаков, а соотношения между этими распределениями (например, объект интересующего класса по своим геометрическим размерам превосходит другие классы);
- решение задачи селекции оказывается возможным и тогда, когда известно только распределение признаков для интересующего класса и даже тогда, когда ни одно из этих распределений априори неизвестно, однако предполагается сам факт существования таких различий;
- предполагаются известными не статистические свойства генеральной совокупности объектов, характеризующиеся априорными вероятностями появления объектов различных классов, а состав конкретной выборки наблюдаемых объектов;
- решения о селекции принимаются не для каждого объекта в отдельности, а по выборке в целом на основе всей совокупности информации.

Селекция может производиться по различным характеристикам, наиболее широкое применение получили методы, основанные на геометрических параметрах объектов, таких как: периметр, площадь,

относительная длина и ширина, положение центра, различные отношения между этими параметрами и др. На практике чаще всего применяются два подхода: селекция по периметру и селекция по площади. Подразумевается, что перед применением селекции, к изображению применен один из методов сегментации.

### 1. Селекция объектов по периметру

Данный метод обычно применяется, когда сегментация изображения выполнена методами выделения контуров (границ) объектов и необходимо отсечь контуры, которые не соответствуют критериям выборки. Например, для селекции прямоугольных объектов по периметру, критерии, по которым производится отбор можно представить следующими формулами [1]:

$$\frac{P_{\text{контур}}}{P} \geq k_p,$$

$$P_{\min} \leq P_{\text{контур}} \leq P_{\max},$$

где  $P_{\text{контур}}$  – периметр текущего контура;

$P$  – периметр минимально описанного прямоугольника вокруг текущего контура  $P_{\text{контур}}$ ;

$k_p$  – пороговое значение для определения соответствия текущего контура форме прямоугольника;

$P_{\min}, P_{\max}$  – минимальное и максимальное пороговые значения для текущего периметра.

Пример соотношения периметра текущего контура и периметра минимально описанного прямоугольника вокруг него показан на рис.8.

Из-за погрешностей при использовании методов выделения

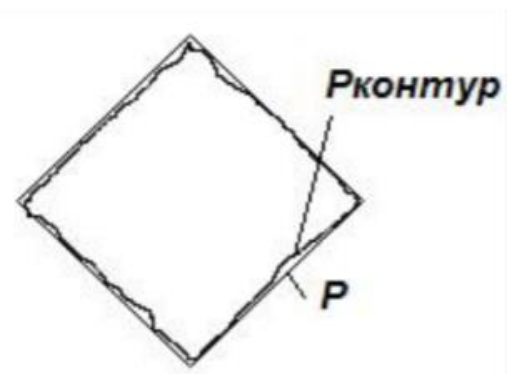


Рис 8. Соотношение периметров

границ, выделенный контур обычно не имеет равных сторон и его периметр только стремится к форме геометрических примитивов.

## 2. Селекция объектов по площади

Селекцию объектов по площади удобно применять на изображениях, к которым были применены пороговые методы сегментации или методы наращивания областей. Суть метода заключается в том, что для дальнейшей обработки отбираются те объекты, площадь которых находится в заданных пределах (от  $S_{min}$  до  $S_{max}$ ).

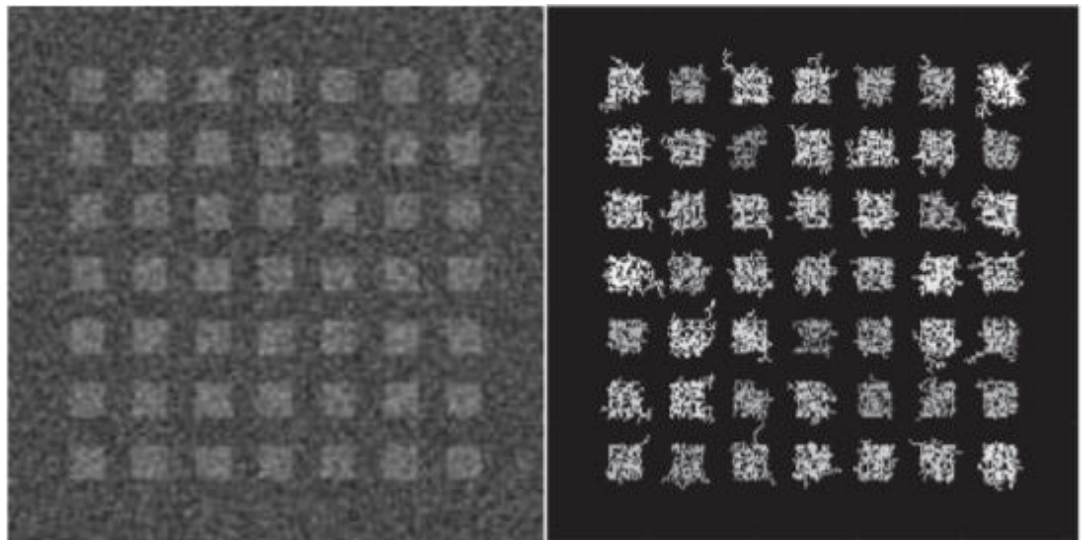


Рис 9. Пример применения селекции по площади

Учитывая, что площадь области, выделенной методом сегментации, можно рассчитать как число пикселей, которые занимает данная область, то работу алгоритма селекции по площади можно представить следующим образом [20]: задается окно размером

$$N = n_{стр} \cdot n_{ст},$$

где  $n_{стр}, n_{ст}$  – число пикселей по горизонтали и вертикали соответственно, а так же два числа  $S_{min}, S_{max}$   $S_{min} \leq S_{max} \leq N$ . Затем в окне заданной апертуры производится подсчет числа пикселей  $N_1$ . При  $S_{min} \leq N_1 \leq S_{max}$  анализируемые области селектируются для дальнейшей обработки, в противном случае области сегментированных объектов на дальнейшую обработку не



поступают. Таким образом окно заданной апертуры проходит по всему изображению. Пример применения селекции по площади показан на рис. 9.

Применение селекции объектов значительно улучшает качество сегментации изображений и упрощает их дальнейшую классификацию.

## **Глава 4. Селекция объектов на основе мультипороговой обработки**

В данной главе описан разработанный алгоритм селекции объектов на основе мультипороговой обработки для сегментации зданий на спутниковых снимках и видеопоследовательностях. Подобные методы показывают очень хорошие результаты при выделении определенных типов клеток в биомедицинских исследованиях [3][22] и при сегментации объектов на изображениях, полученных с камер дистанционного видеонаблюдения [4][5]. Указанные работы были взяты за основу при разработке алгоритма для решения задачи, поставленной в этой работе. Практическая реализация алгоритма была выполнена в среде MATLAB с использованием пакета прикладных программ Image Processing Toolbox. В работе использовались спутниковые изображения WorldView-3 и видеопотоки, снятые с частного спутника SkySat-1 [33].

### **4.1. Мультипороговая сегментация**

Среди рассмотренных алгоритмов сегментации наиболее распространены пороговые методы за счет своей простоты и оптимальных результатов при корректном подборе значения порога. В идеале для каждого объекта интереса требуется свое значение порога, поэтому в разработанном алгоритме использован метод мультипороговой (многоуровневой) обработки, который делит исходное изображение на сегменты с различной яркостью. В случае достаточно большого числа порогов можно считать, что потери информации при такой трансформации отсутствуют. Заключительным шагом алгоритма является выбор оптимального порога для каждого из объектов интереса по результатам селекции. Идея состоит в выборе и установке оптимального порогового значения по критерию максимума гистограммы числа объектов и суммарной площади, занятой объектами, попадающими в заданный диапазон площадей, по результатам предварительной селекции объектов для множества пороговых значений. В этом случае на каждом

двоичном слое производится селекция объектов, удовлетворяющих заданным свойствам, и порог бинаризации для таких объектов выбирается таким образом, чтобы получить максимальное число отселектированных объектов данной категории (или их пикселей) с учетом требуемого сохранения формы объектов. Этот процесс можно автоматизировать, что приводит к адаптивным методам установки порогов.

В качестве тестового изображения был использован спутниковый снимок WorldView-3 размерности 256x256 пикселей. Перед применением сегментации изображение подвергается предварительной обработке: перевод из RGB в оттенки серого и фильтрация.

Результаты предварительной обработки показаны на рис. 10.



Рис 10. Результаты предварительной обработки изображения (изображение в оттенках серого и изображения после фильтрации)

Гистограмма яркости, полученного после предварительной обработки, изображения показана на рис.11.

Метод быстрой мультипороговой сегментации описанный в [27], основан на методе Оцу и в MATLAB реализован в виде функции `multithresh(I,N)`, на вход которой подается  $I$  – отфильтрованное изображение в оттенках серого и  $N$  – количество пороговых значений. Количество порогов задается вручную, для обработки тестового изображения выбрано  $N = 3$ .

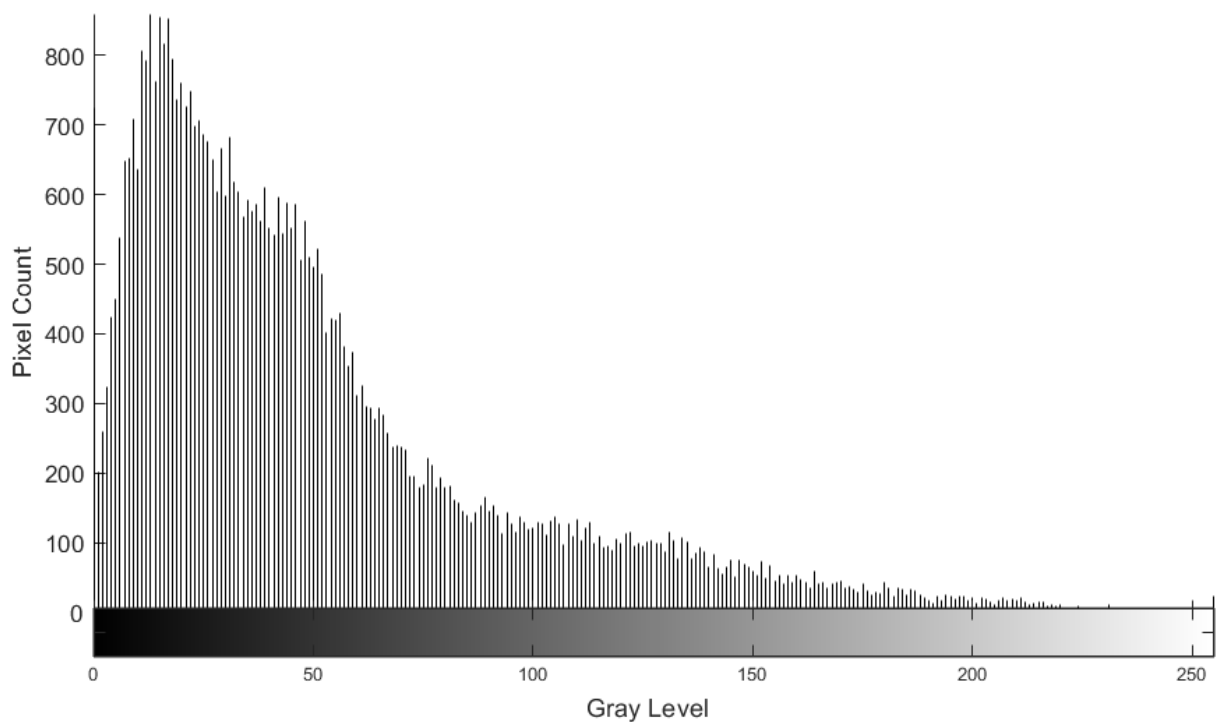


Рис 11. Гистограмма яркости изображения, полученного после предварительной обработки

По результатам работы функции `multithresh(I,N)` для тестового изображения рассчитаны значения порогов  $T_1 = 36, T_2 = 77, T_3 = 133$ , по которым изображение  $I$  разбивается на четыре бинарных среза, в которые попадают значения пикселей:

1.  $I \leq T_1$  ;
2.  $T_1 < I \leq T_2$  ;
3.  $T_2 < I \leq T_3$  ;
4.  $I > T_3$  .

На каждом полученном срезе будет проводится морфологическая обработка объектов в целях анализа их геометрических характеристик и последующей селекции, которая является следующим этапом алгоритма. Результаты разбиения изображения на бинарные срезы представлены на рис.12.

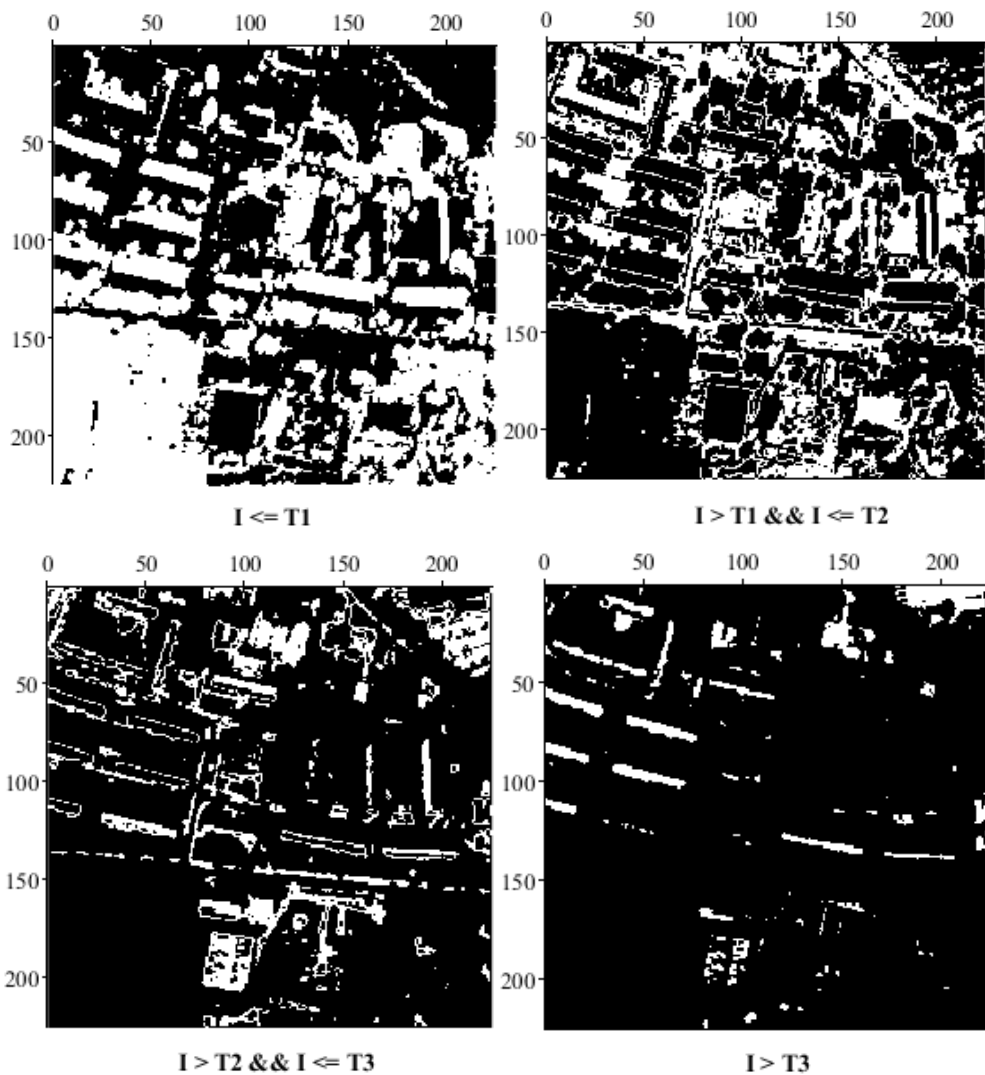


Рис 12. Результат разбиения изображения на бинарные срезы

#### 4.2. Селекция зданий по площади

Площадь объекта является весьма эффективным признаком для селекции при многоуровневой пороговой обработке [4]. Использование селекции по площади позволяет существенно уменьшить число ложных тревог при обнаружении и использовать пороги более низкого уровня, что обеспечивает увеличение вероятности правильного обнаружения объектов интереса. При применении такой селекции считается, что основное свойство, отличающее объект интереса от шумового фона, – это связность смежных пикселей на бинарном изображении  $I_T$ .

Структура алгоритма селекции по площади отображена на рис. 13.

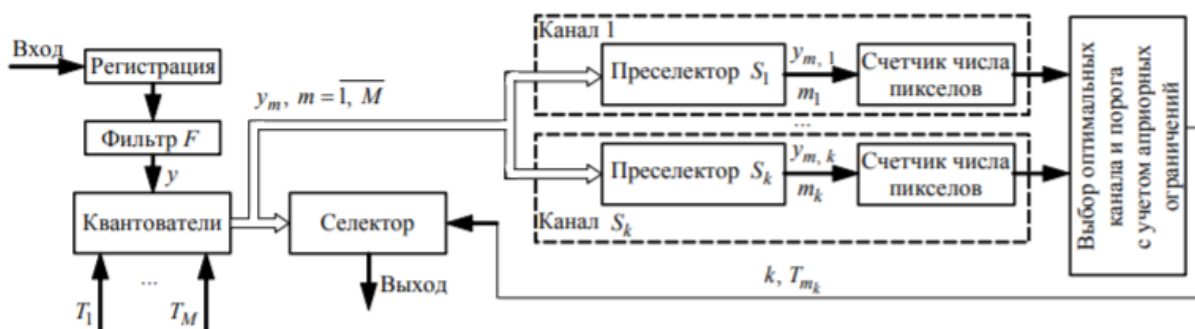


Рис 13. Структура алгоритма селекции по площади

При помощи мультипороговой сегментации тестовое изображение было разбито на четыре бинарных слоя, полученных с использованием порогов  $T_m, m = \overline{1,3}$ . Каждый из найденных слоев анализируется группой из  $k$  каналов, настроенных на свой диапазон площадей изолированных объектов  $S_k, k = \overline{1, K}$ . В результате адаптации для каждого канала выбирается свое пороговое значение  $T_{m_k}$ , т. е. свой бинарный срез, на котором объекты, имеющие площадь в заданном диапазоне, селектируются наилучшим образом. Среди полученных канальных результатов выбирается результат, содержащий максимальное число пикселей, отнесенных к объектам. На рис. 14. отображена зависимость числа связанных объектов от значения порога. Номер канала и значение порога передаются в выходной селектор, передающий соответствующее этим параметрам изображение на выход.

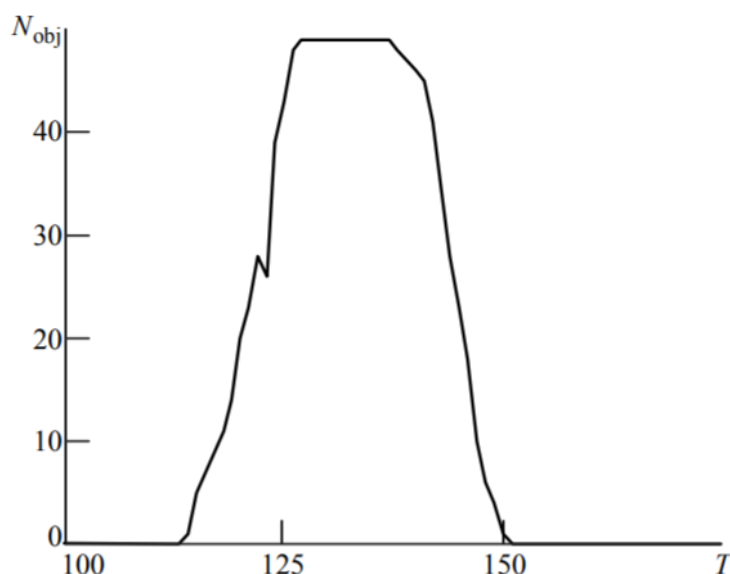


Рис 14. Зависимость числа связанных объектов от значения порога

На рис. 15. отображены результаты предложенного алгоритма селекции по площади при нескольких значениях порога:  $T = 64$  (рис. 15, а), 128 (рис. 15. б.), 145 (рис. 16. г.) и 154 (рис. 15. д.). Количество выделенных объектов составляет  $N_{obj} = 40, 33, 31$  и 28 соответственно. Для наглядности псевдоцветами (полутонами) отображена площадь объектов в пикселах. Рис. 15. а. соответствует максимальному числу выделяемых связанных объектов.

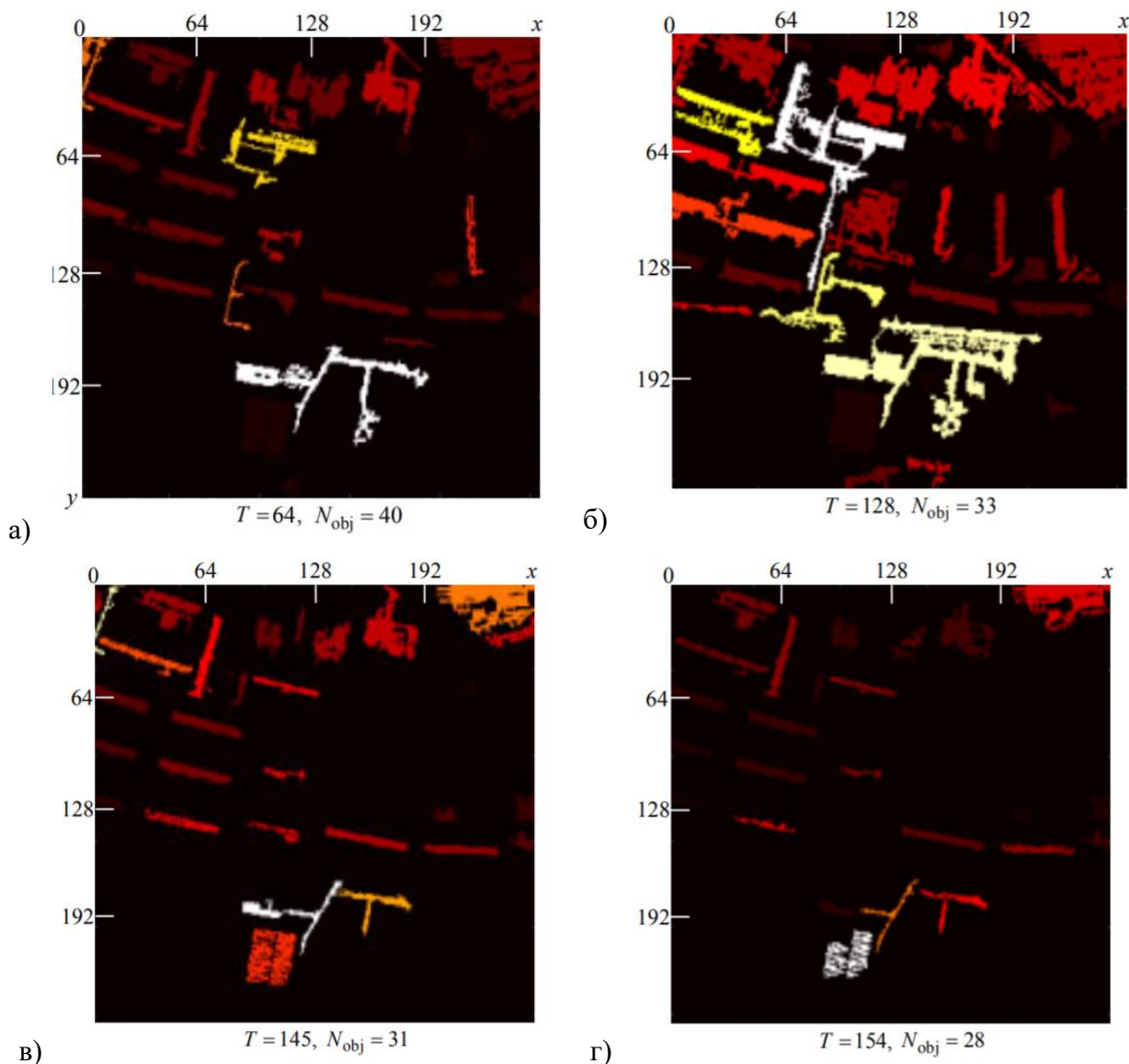


Рис 15. Результаты селекции объектов по площади

Увеличивая порог удается повысить разрешение объектов (рис 15. б.), но тогда объекты, имеющие меньшую интенсивность исчезают. Недостатком селекции по площади является необходимость задания параметра площади в абсолютных значениях (в пикселах), что затруднительно при изменении

масштаба изображения. Этот метод плохо работает в случае неоднородного фона, который может давать ложные объекты, сравнимые по площади с объектами интереса (рис. 15.а. и рис 15.б.).

### 4.3. Тестирование алгоритма

Исследование предложенного подхода проводилось на тестовых данных из набора данных маркировки спутниковых снимков Inria [26]. Набор данных состоит из 180 исходных спутниковых снимков регионов городского типа Европы и США и соответствующих им справочных изображений, в которых произведено разделение класса зданий от фона. Для исследования были выбраны три снимка: Чикаго (рис. 16.а.), Округ Китсап (рис. 16.б.) и Вена (рис. 16.в.) и соответствующие им справочные изображения, на которых белым цветом выделены здания.

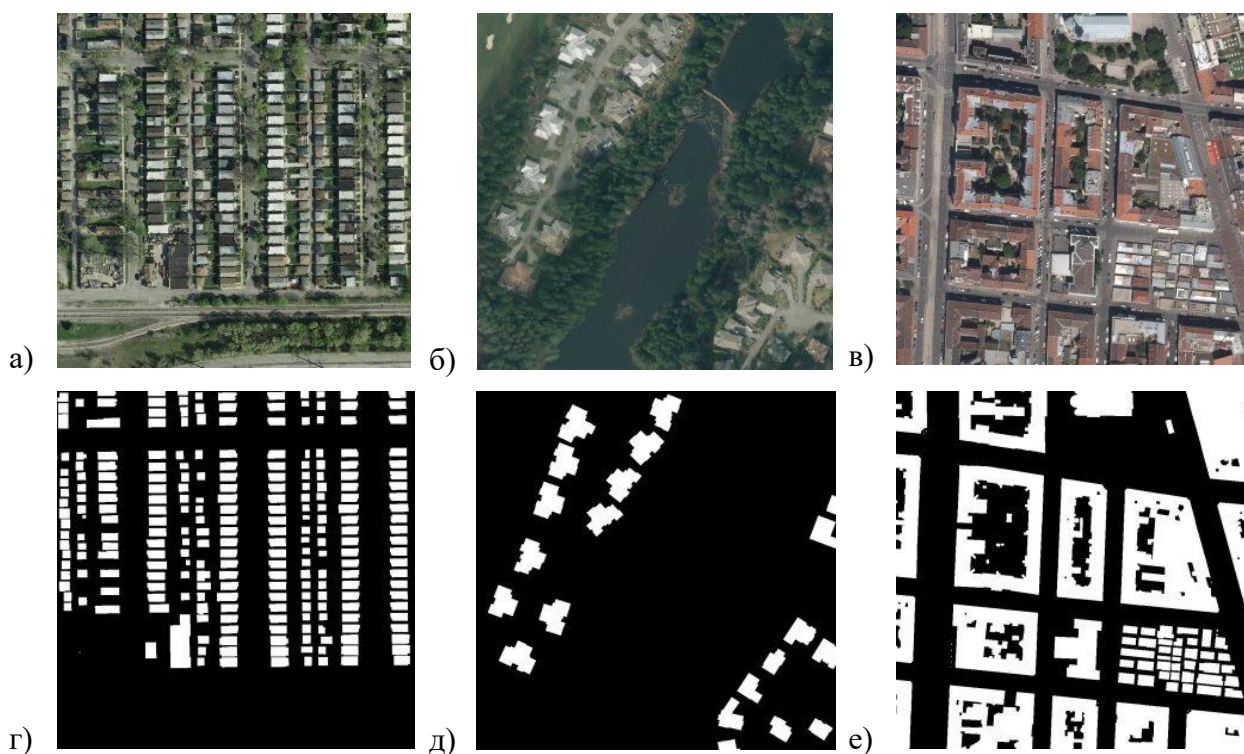


Рис 16. Снимки для исследования и соответствующие им справочные изображения

На рис. 17. показаны результаты предложенного алгоритма селекции на изображении Чикаго при нескольких значениях порога:  $T = 75$  (рис. 17, а), 116 (рис. 17. б.), 153 (рис. 17. г.), 169 (рис. 17. д.).



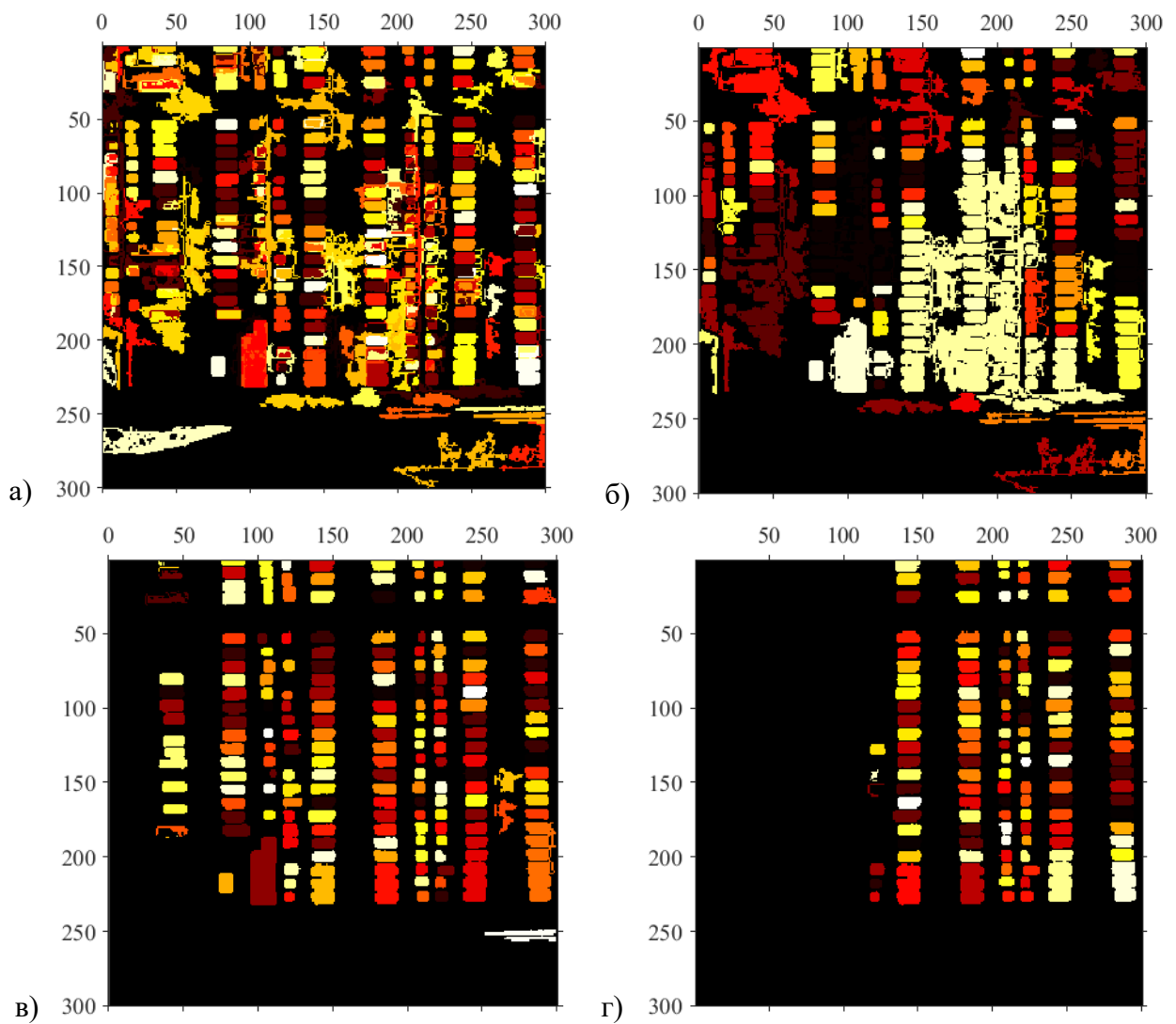


Рис 17. Результат селекции на тестовом изображении Чикаго

На рис. 18. показаны результаты предложенного алгоритма селекции на изображении Округ Китсап при нескольких значениях порога:  $T = 50$  (рис. 18, а), 68 (рис. 18. б.), 99 (рис. 18. г.), 138 (рис. 18. д.). Метод дает хорошие результаты селекции в случае, если на объекте много однотипных объектов одинакового размера.

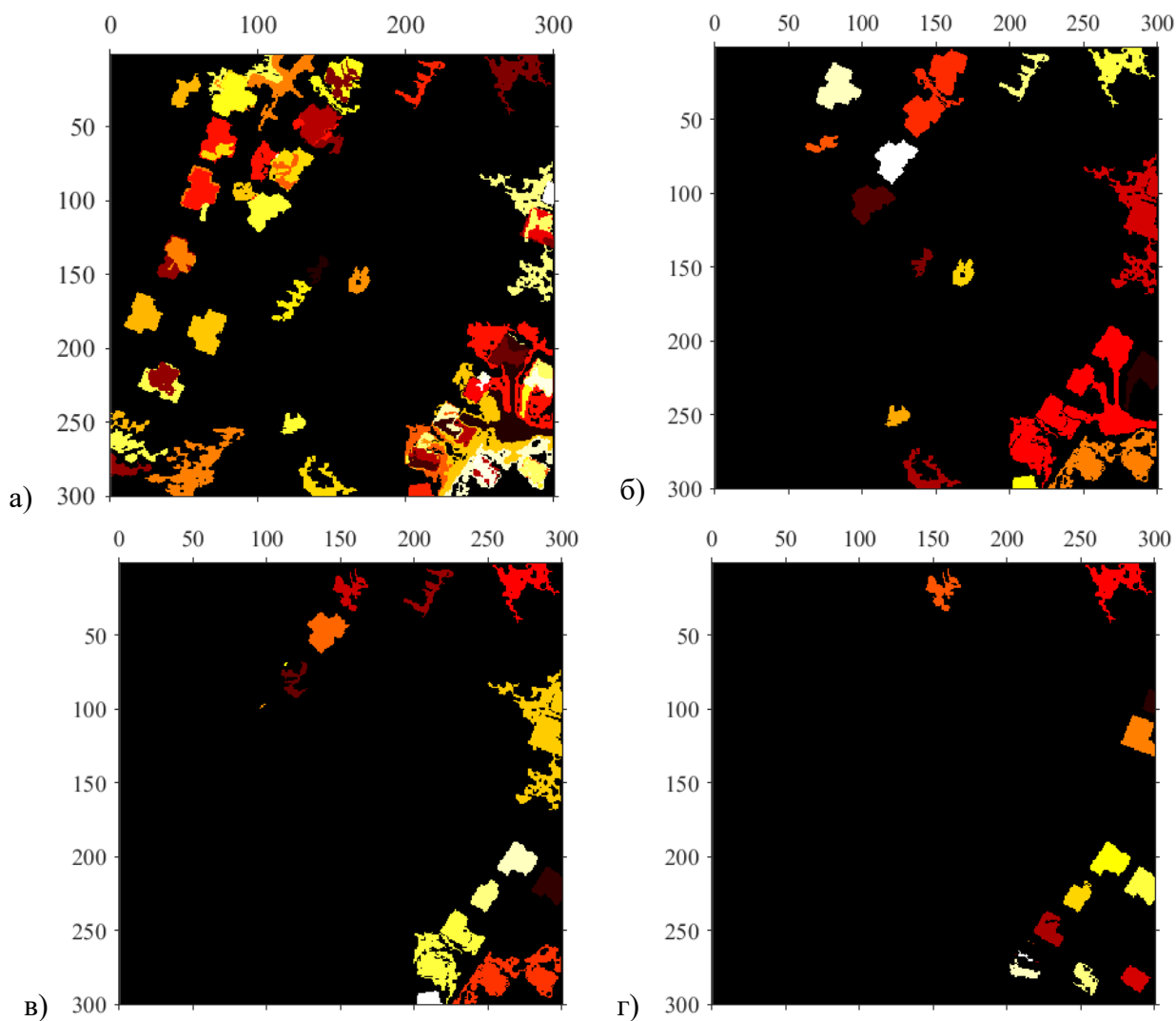


Рис 18. Результат селекции на тестовом изображении Округ Китсап

На рис. 19. показаны результаты предложенного алгоритма селекции на изображении Вена при нескольких значениях порога:  $T = 82$  (рис. 19, а), 124 (рис. 19. б.), 148 (рис. 19. г.), 165 (рис. 19. д.).

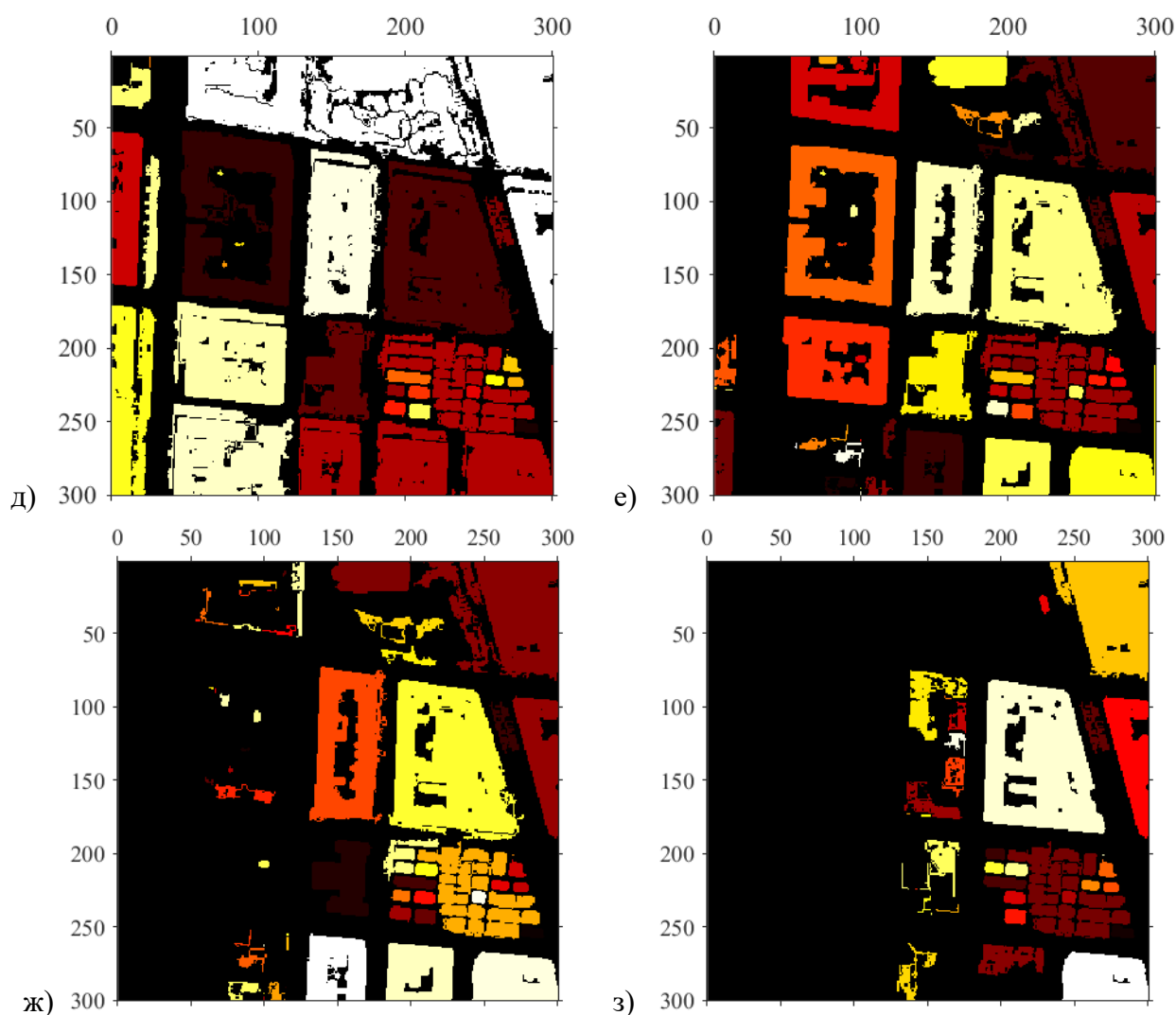


Рис 19. Результат селекции на тестовом изображении Вена

Наиболее часто используемым критерием для определения точности сегментации является коэффициент Жаккара, известный также как Intersection over Union (IoU). Он основан на использовании информации о множестве общих пикселей. IoU рассчитывается как отношение между пересечением областей выделенных объектов на получившемся в результате выполнения алгоритма изображении и справочном изображении и их объединением (рис. 20). В MATLAB данный коэффициент рассчитывается с помощью функции `jaccard(BW1, BW2)`, где BW1 – получившееся в результате сегментации разработанным алгоритмом изображение, BW2 – справочное изображение.

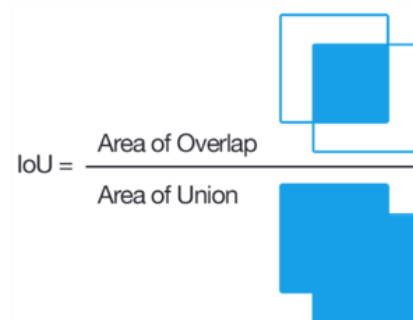


Рис 20. Расчет IoU

Результаты тестирования приведены в таблице:

Город	Значение порога, T	Значение IoU
Чикаго	75	0,39575
Чикаго	116	0,77828
Чикаго	153	0,71981
Чикаго	169	0,52911
Округ Китсап	50	0,3885
Округ Китсап	68	0,38614
Округ Китсап	99	0,3574
Округ Китсап	138	0,3075
Вена	82	0,65178
Вена	124	0,73394
Вена	148	0,55007
Вена	165	0,4312

#### 4.4. Вывод

Предложен подход, основанный на предварительной мультипороговой обработке изображения и селекции изолированных объектов в бинарных слоях с последующим выбором оптимального порога, осуществляемого по результатам селекции. Таким образом, за счет использования результатов селекции для установки порога удастся улучшить характеристики сегментации изображения. Платой за это служит большая вычислительная сложность процедуры мультипороговой обработки, что отчасти может быть компенсировано простотой алгоритма и возможностью его параллельной реализации. По результатам тестирования алгоритма видно, что, увеличивая адаптивно подобранный порог удастся повысить разрешение объектов, но тогда объекты, имеющие меньшую интенсивность исчезают. Так же было выявлено, что метод плохо работает в случае неоднородного фона, который может давать ложные объекты, сравнимые по площади с объектами интереса.

Лучшие результаты алгоритм показывает, когда на изображении присутствует много объектов одинакового размера.

## **Выводы**

В процессе выполнения данной магистерской диссертации были подробно рассмотрены существующие методы и алгоритмы сегментации изображений, а также их применение для анализа спутниковых данных. Предложен подход сегментации областей интереса на спутниковых статических снимках и видеопоследовательностях, основанный на предварительной мультипороговой обработке изображения и селекции изолированных объектов в бинарных слоях с последующим выбором оптимального порога, осуществляемого по результатам селекции. Таким образом, за счет использования результатов селекции для установки порога удается улучшить характеристики тематической сегментации изображения.

## **Заключение**

В рамках данной работы были достигнуты следующие результаты.

- Проведен анализ существующих методов и алгоритмов сегментации, а также их применение в рамках поставленной проблемы.
- Предложен подход к сегментации спутниковых изображений и видеопотоков, основанный на использовании мультипороговой обработки и результатов селекции объектов интереса по площади.
- Данный подход был исследован при различных значениях порога.

## Список литературы

- [1] Абламейко С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений: технология, методы, применение.//Беларусь, – Минск: Ин-т техн. Кибернетики НАН Беларуси, 2000, – 304 с.
- [2] Альмияхи О.М., Цветков В.Ю., Конопелько В.К., Гусева О.В. Адаптивное двухпороговое квантование и сегментация изображений на основе разделения и слияния областей // Доклады БГУИР. 2016. №7 (101).
- [3] Волков В.Ю. Адаптивное выделение мелких объектов на цифровых изображениях // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2017. № 1. С. 17–28.
- [4] Волков В.Ю. Обнаружение объектов на изображениях с использованием селекции по площади. Вопросы радиоэлектроники. 2020;(2):6-11.
- [5] Волков В.Ю., Маркелов О.А., Богачев М.И. Сегментация изображений и селекция объектов на основе многопороговой обработки // Известия вузов России. Радиоэлектроника. 2019. №3.
- [6] Гнатушенко В.В., Шедловская Я.И. Распознавание зданий на спутниковых снимках на основе объектно-ориентированного подхода // Вестник Херсонского национального технического университета. 2015. № 3 (54).
- [7] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – 3-е изд., испр. и доп. – Москва : Техносфера, 2012. – 1104 с.
- [8] Горелик А. Л., Кривошеев Ю. Л., Эпштейн С. С. Селекция и распознавание на основе локационной информации. М: Радио и связь, 1990. 240 с.
- [9] Друки А.А., Спицын В.Г., Болотова Ю.А., Башлыков А.А. Семантическая сегментация данных дистанционного зондирования Земли при помощи нейросетевых алгоритмов // Известия ТПУ. 2018. №1.
- [10] Дунаева А.В. Обнаружение строений по данным мультиспектральной космической съемки и цифровой модели поверхности /



А.В. Дунаева, Ф.А. Корнилов // Сборник трудов IV международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2018) - Самара: Новая техника, 2018. - С.1157-1164

[11] Дунаева А.В., Корнилов Ф.А. Обнаружение и локализация строений заданной формы на аэроснимках в инфракрасном диапазоне // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2017. Т. 6, № 3. С. 84–100

[12] Марьянова А.В. Исследование качества алгоритмов сегментации в зависимости от размера объектов на изображении / А.В. Марьянова // Труды 46-й Международной молодежной школы-конференции "Современные проблемы математики и её приложений". – Екатеринбург, 2015. – С.129-134.

[13] Панченко Д.С., Путятин Е.П. Сравнительный анализ методов сегментации изображений // Радиоэлектроника и информатика. 1999. №4 (9).

[14] Синявский Ю.Н., Пестунов И.А., Дубровская О.А., Рылов С.А., Мельников П.В., Ермаков Н.Б., Полякова М.А. Методы и технология сегментации мультиспектральных изображений высокого разрешения для исследования природных и антропогенных объектов // ЖВТ. 2016. №1.

[15] Соколова Н.О. Распознавание контуров зданий на спутниковых изображениях высокого пространственного разрешения // Вестник Херсонского национального технического университета. 2015. № 3 (54).

[16] Соколова Н.О., Обыденный Е.А. Использование наличия тени при распознавании зданий на спутниковых изображениях высокого разрешения // Вестник Херсонского национального технического университета. 2017. № 3 (62).

[17] Соловьев Р.А., Тельпухов Д.В., Кустов А.Г. Автоматическая сегментация спутниковых снимков на базе модифицированной свёрточной нейронной сети UNET // ИВД. 2017. №4 (47).

[18] Федеральный закон от 10.01.2002 N 7-ФЗ (ред. от 27.12.2019) "Об охране окружающей среды"

[19] Форсайт Д., Понс Ж. «Компьютерное зрение. Современный подход», Москва. Санкт-Петербург. Киев 2004г. – 465с.

[20] Фурман Я. А., Юрьев А. Н. , Яншин В. В. Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений.– Красноярск: Изд-во Краснояр. ун-та, 1992. – 248 с.

[21] Шевчук О.Г., Цветков В.Ю. Поиск антропогенных объектов аэроизображений на основе геометрических параметров контуров гомогенных областей // Доклады БГУИР. 2018. №1 (111).

[22] Bogachev M., Volkov V., Kolaev G., Chernova L., Vishnyakov I., Kayumov A. Selection and Quantification of Objects in Microscopic Images: from Multi-Criteria to Multi-Threshold Analysis. Bionanoscience. 2019, vol. 9, iss. 1, pp. 59–65.

[23] Canny J.A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. Vol. 8, № 6. P. 679–698.

[24] Haralick R., Shapiro L. Image segmentation techniques // Computer Vision Graphics and Image Processing. January 1985. V. 29(1). P. 100-132.

[25] Iglovikov, V. Satellite Imagery Feature Detection using Deep Convolutional Neural Network: A Kaggle Competition / V. Iglovikov, S. Mushinskiy, V. Osin // June 2017.

[26] [Inria](https://project.inria.fr) Image Labeling Dataset. – URL: <https://project.inria.fr>

[27] Liao P. S., Chen T. S., and Chung P. C. A fast algorithm for multilevel thresholding, Journal of Information Science and Engineering, vol. 17, no. 5, pp. 713–727, September 2001.

[28] Muthukrishnan, R. Edge Detection Techniques For Image Segmentation. International journal of computer science and information technology. 3. 259-267.

[29] Partovi T. Statistical Buildings Roof Reconstruction from WorldView-2 Stereo Imagery / T. Partovi, H. Huang, T. Kraub, H. Mayer, P. Reinartz // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2015 – Vol. XL-3/W2. – P. 161-167.

- [30] Pun T., A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram, *Signal Processing*, Vol. 2, 1980, pp. 223-237.
- [31] Rodríguez-Cuenca, Borja & Malpica, J.A. & Alonso, María Region-growing segmentation of multispectral high-resolution space images with open software. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2012.
- [32] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer International Publishing, 2015.
- [33] Satellite Imaging Corporation. – URL: <https://www.satimagingcorp.com>
- [34] Sarmah, S. A grid-density based technique for finding clusters in satellite image / S. Sarmah, D. K. Bhattacharyya // *Patt. Recogn. Lett.* – 2012. – V. 33. – P. 589 – 604.
- [35] Wang S. and Haralick R. Automatic multithreshold selection, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 25, 1984, pp. 46-67.
- [36] Xie, Y. Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review / Y. Xie, Z. Sha, M. Yu // *Journal of plant ecology.* – 2008. – Vol. 1. – No. 1. – P. 9-23.
- [37] Zadkarami, M.R. Application of skew-normal in classification of satellite image / M.R. Zadkarami, M. Rowhani // *Journal of Data Science.* – 2010. – Vol. 8. – P. 597-606.
- [38] Zhou W., Troy A. An Object-Oriented Approach for Analyzing and Characterizing Urban Landscape at the Parcel Level. *Int. J. of Remote Sensing*, 2008, vol. 29, no. 11, pp. 3119–3135