

*На правах рукописи*



Митропольский Николай Николаевич

**АГЛОМЕРАТИВНАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ И ПОИСК  
ОДНОРОДНЫХ ОБЪЕКТОВ НА РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

05.13.17 – Теоретические основы информатики

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание учёной степени  
кандидата технических наук

**1 АПР 2010**

Москва – 2010

Работа выполнена в государственном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Московский государственный технологический университет «СТАНКИН» на кафедре «Управление и информатика в технических системах»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор  
Ковшов Евгений Евгеньевич

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор  
Андреев Юрий Сергеевич

кандидат технических наук, доцент  
Выжигин Александр Юрьевич

Ведущая организация: Открытое акционерное общество  
«Научно-исследовательский ордена  
Трудового Красного Знамени  
кинофотоинститут» (ОАО «НИКФИ»)

Защита состоится «29» апреля 2010 г. в 12<sup>00</sup> часов на заседании диссертационного совета Д 212.147.03 при Московском государственном университете печати (127550 Москва, ул. Прянишникова, 2А).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГУП.

Автореферат разослан «26» марта 2010 г.

Учёный секретарь  
диссертационного совета  
д. т. н., профессор



Агеев В.Н.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность работы.** В настоящее время развитие вычислительной техники и средств интеллектуальной обработки данных позволяет автоматизировать многие сферы человеческой деятельности, тем самым увеличить производительность труда, уменьшить количество ошибок, освободить людей от однообразной работы. В последние десятилетия компьютеры начали оказывать существенную помощь и в задачах, связанных с распознаванием образов, интеллектуальным анализом данных и, в частности, обработкой изображений. Анализ изображений является актуальным для таких областей как сжатие данных, распознавание документов, создание баз данных изображений, контроль качества, медицинская диагностика и многих других.

Большинство изображений, получаемых с фотоаппаратуры и сканеров, являются растровыми изображениями, то есть представляют собой прямоугольную сетку из цветных точек. Человеческий мозг, анализируя получаемые глазом изображения, не представляет его в виде матрицы из точек, вместо этого он объединяет эти точки в однородные области и в дальнейшем оперирует полученными объектами. Этот процесс называется сегментацией и у человека происходит на подсознательном уровне. При решении задачи компьютерного анализа изображения и распознавания образов он должен быть реализован программно. Сегментация выполняется на первых этапах анализа изображения, и качество её выполнения оказывает ключевое влияние на скорость, точность, а иногда и возможность дальнейшего анализа.

Работы в области обработки, сегментации и поиска объектов на изображениях велись и ведутся весьма интенсивно как отечественными (Андреев Ю.С., Баяковский Ю.М., Богуславский А.А., Вежнев В.П., Казанов М.Д., Сергеев В.В.), так и зарубежными (Б. Рассел, Дж. Малик, М. Андресетто, Юй-Ли, Юй-Цзинь Чжан, Дж. Ши, П. Виола, М. Джонс) учёными. К настоящему времени выработано множество подходов к сегментации изображений, но ни один из них не стал универсальным. В зависимости от происхождения, текстуры, качества, размера, предмета исследований и множества других параметров имеет смысл применять различные способы сегментации. Причём применимость конкретного способа для изображений определённого типа исследуется, в основном, экспериментально, и, как правило, выбранный способ сегментации обладает довольно узкой специализацией и может быть непригодным для изображений, отклоняющихся от «типичных случаев». Исходя из изложенного, **актуальной задачей** является разработка эффективных методов сегментации, сочетающих преимущества различных подходов и увеличивающих тем самым точность, скорость и робастность процесса сегментации.

**Объект исследования.** Объектом исследования диссертационной работы являются растровые полихроматические изображения (далее изображения) как

визуальные представления совокупности объектов реального мира.

**Предмет исследования.** Предметом исследования диссертационной работы являются методы сегментации изображений и поиска объектов на них.

**Целью работы** является разработка комбинированного метода сегментации и применение его для поиска однородных объектов на изображениях. Базой для этого метода был выбран хорошо зарекомендовавший себя на практике метод mean-shift.

В процессе работы решались следующие **научные задачи**:

1. Выявление методов и исследование подходов к сегментации и поиска объектов на цветных изображениях.
2. Разработка метода, позволяющего учитывать информацию о градиенте изображения при сегментации методом mean-shift.
3. Разработка эффективного алгоритма сегментации на базе метода mean-shift и агломеративной стратегии.
4. Разработка методики, позволяющей автоматически подбирать параметры метода mean-shift для каждого этапа агломеративной сегментации.
5. Применение разработанного метода в среде прикладной информационной системы для поиска однородных объектов на изображении.
6. Проведение вычислительного эксперимента с полученными в работе алгоритмами и их вариациями.

**Методы исследований.** При решении задач, поставленных в работе, были использованы методы системного анализа, статистической обработки данных, дискретной математики, кластерного анализа.

**Научная новизна.** Научная новизна диссертационной работы заключается в следующих положениях:

1. Разработан комплексный метод сегментации изображений на основе применения агломеративной стратегии и метода mean-shift.
2. Исследованы различные алгоритмы и структуры данных в рамках разработанного метода агломеративной сегментации.
3. Разработан алгоритм поиска однородных объектов на изображениях при помощи агломеративной сегментации.

**Практическая ценность** диссертационной работы заключается в эффективном применении созданного метода для сегментации изображений, поиска однородных объектов, а также индексации содержимого изображений и извлечении знаний из изображений. Кроме того, программная реализация описываемых в работе алгоритмов является законченным продуктом и готова к использованию в различных системах интеллектуального анализа данных и системах компьютерного зрения.

**Реализация результатов работы.** Практические результаты диссертационной работы нашли своё применение в информационных системах клинико-диагностических и лабораторных отделений медицинского

консультативного центра (г. Москва). Помимо этого, определена целесообразность использования предложенных методик при создании прикладного программного обеспечения информационных систем в научно-практических разработках малого предприятия ООО «Компьютерные системы и технологии» (г. Москва).

Упомянутые выше методики внедрены в учебный процесс ГОУ ВПО МГТУ «Станкин», используются при подготовке бакалавров по направлению 220200.62 «Автоматизация и управление» и магистрантов по магистерской программе 220200.68-20 «Человеко-машинные системы управления». Материалы диссертационной работы использованы в качестве методологической основы при разработке курса лекций и практических занятий по дисциплинам «Информатика», «Программирование и основы алгоритмизации» и специальной дисциплине «Интеллектуальные системы обработки информации».

**Апробация работы.** Результаты работы докладывались на научно-практической конференции «Автоматизация и информационные технологии (АИТ)» (г. Москва, ГОУ ВПО МГТУ «Станкин», 2008, 2009); XI-й научной конференции МГТУ «Станкин» и «Учебно-научного центра математического моделирования МГТУ «Станкин» - ИММ РАН» по математическому моделированию и информатике (г. Москва, ГОУ ВПО МГТУ «Станкин», 2008); 4-ом международном форуме MedSoft-2008 (г. Москва, 2008), XI международной конференции «ПРОТЭК'08» (г. Москва, ГОУ ВПО МГТУ «Станкин», 2008); школе-семинаре «Задачи системного анализа, управления и обработки информации» (г. Москва, ГОУ ВПО МГУП, 2008, 2009); всероссийской студенческой научно-технической конференции «Прикладная информатика и математическое моделирование» (г. Москва, ГОУ ВПО МГУП, 2009) и конференции «Инновации в экономике» (г. Москва, ГОУ ВПО МГТУ «Станкин», 2009).

**Публикации по теме диссертации.** По теме диссертационной работы опубликовано 11 научных работ, из них 7 основных, в том числе 2 статьи в журналах, входящих в перечень ВАК РФ.

**Структура и объем диссертации.** Диссертационная работа изложена на 137 страницах машинописного текста и состоит из введения, четырех глав и заключения.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обосновывается актуальность решаемых в работе проблем, определяются цель исследования, новизна, практическая ценность решаемых задач и краткая характеристика основных разделов диссертации.

**В первой главе** приводится обзор существующих задач цифровой обработки изображений и методов их решения. Описаны некоторые прикладные задачи компьютерного зрения, а именно: поиск изображений в

базах данных, распознавание текста, контроль качества изделий и медицинская диагностика.

Рассматриваются существующие цветовые модели. Отдельно рассмотрено используемое в работе цветовое пространство Luv ( $L$  – яркость;  $u$  – переход от зелёного к красному;  $v$  – переход от синего к жёлтому). Евклидово расстояние в этом представлении является визуально равномерным и позволяет дать более адекватную оценку различию цветов точек. Проанализированы задачи перевода изображения из одной цветовой модели в другую.

Освещается важный для сегментации вопрос представления и описания областей на изображении. Описаны решения, базирующиеся на цепных кодах, сигнатурах, дескрипторах контуров (в частности, рассмотрены дескрипторы, основывающиеся на рядах Фурье), дескрипторах областей.

Приводится обзор основных методов обработки изображений. Представлены пространственные методы, рассматривающие изображение как совокупность точек в цветовом и координатном пространствах. Также рассмотрены пространственные методы, основанные на гистограммах. Упомянуты частотные методы обработки изображения, основанные на модификации сигнала, формируемого путём применения к изображению двумерного дискретного преобразования Фурье, и методы морфологической обработки изображения, представляющие изображение в виде совокупности объектов, представленных множеством точек.

Осуществляется обзор наиболее популярных методов поиска объектов на изображении, приводятся метод обратной проекции (М. Дж. Свейн, Д. Баллард), нейросетевые методы (Н. Роули) метод П. Виолы и М. Джонса, а также метод Н. Далапы и Б. Триттса. Отдельно исследуется роль сегментации в поиске объектов на изображении. Рассматриваются основные подходы к сегментации изображения. Иерархические методы, к которым относят методы, основанные на последовательном объединении (или разъединении) кластеров по принципу их близости друг к другу (М. Борсотти, Р. Ромен-Рольдан). Представлено решение задачи сегментации при помощи самоорганизующихся карт Кохонена (П. Кампаделли). Рассмотрен подход к сегментации, основанный на выделении контуров из изображения путём вычисления градиента цвета с использованием матриц Собела (Дж. Кенни, Дж. Малик), освещены методы, использующие теорию графов (Юй-Цзинь Чжан, Дж. Малик, Дж. Ши).

В завершении главы делаются общие выводы о проблемах в области сегментации изображений и выполняется постановка научной задачи работы.

Во второй главе описывается применение фильтра Собела с целью увеличения скорости и робастности сегментации методом mean-shift за счет использования информации о градиенте изображения. Рассмотрен метод mean-shift в его классическом понимании, предложенном Фукунагой и Хостетлером в 1975 году. Отмечается, что его преимуществом является отсутствие необходимости в изначальных знаниях о количестве кластеров или о каких-либо их признаках. В рамках метода находится значение функции оценки

плотности. Единственным параметром алгоритма является размер окна  $h$ .

Выделяются недостатки метода mean-shift:

1. **Невысокая скорость.** Процедура вычисления вектора среднего сдвига требует больших вычислительных ресурсов.
2. **Чувствительность к выбросам.** В результате сегментации методом mean-shift появляются небольшие области, не несущие информации о семантической структуре изображения, но требующие затрат на обработку при интеллектуальном анализе результатов сегментации.
3. **Чувствительность к размерам окна.** Единственным параметром кластеризации методом mean-shift является размер окна  $h$  и его значение оказывает значительное влияние на результат.

Для сокращения времени, затрачиваемого на процедуру в целом, в диссертационной работе предлагается вычислять вектор среднего сдвига не для всех точек изображения. Показано, что это позволяет добиться существенного увеличения скорости работы при незначительном снижении качества сегментации.

Вычисление вектора среднего сдвига происходит для каждой точки независимо и в работе рассматривается методика вычисления, основанная на выполнении процедуры mean-shift параллельно для каждой точки. Это приводит к значительному увеличению скорости процедуры. Проводятся эксперименты, показывающие, что по скорости выполнения процедуры результаты «параллельного mean-shift» сходны с тем, что получаются при вычислении вектора среднего сдвига не для всех точек. Обосновывается нецелесообразность совмещения этих двух методов. Делается вывод, что в случаях, если вычислительная система обладает соответствующими возможностями, имеет смысл применять параллельный сдвиг, в противном случае для повышения быстродействия придётся пожертвовать качеством сегментации и вычислять вектор не для всех точек.

Представлен подход к сегментации изображений с ограничением по градиенту. Этот метод основан на применении процедуры mean-shift с использованием информации о градиенте как ограничивающего фактора при разрастании областей.

Рассмотрен подход к сегментации изображений с применением алгоритма разрастания регионов «по пути наименьшего сопротивления». В этом случае информация о градиенте используется для управления процессом объединения областей таким образом, чтобы первыми в область включались точки, имеющие наименьшее значение градиента, при этом вводится некоторое максимальное значение градиента, по достижении которого добавление точек прекращается. Данный способ позволяет увеличить скорость процедуры сегментации, поскольку даёт возможность использовать небольшие значения размера окна.

В третьей главе описывается метод сегментации, основанный на совместном использовании метода mean-shift и агломеративной стратегии.

Решаются следующие проблемы метода mean-shift:

1. Необходимость выбирать размер окна  $h$  при настройке алгоритма на работу с конкретными данными.
2. Значительное возрастание времени работы при увеличении размера окна  $h$ .

Последнее принимает особое значение ввиду того, что размер окна влияет на количество получаемых в результате кластеризации областей, причём, чем больше размер окна, тем меньше кластеров будет получено, а именно небольшое количество кластеров, как правило, является целью кластеризации.

Для решения проблемы возрастания времени работы при увеличении размеров окна в работе предлагается использовать агломеративную стратегию, то есть производить кластеризацию в несколько этапов.

На рис. 1 представлена общая схема агломеративной кластеризации: каждый следующий этап кластеризации работает с набором точек, состоящим из центров кластеров предыдущего этапа. То есть состояние 1 – это исходный набор точек, состояние 2 – это набор, состоящий из центров кластеров, полученных в результате среднего сдвига 1, и т.д. Первый этап среднего сдвига использует небольшой размер окна, что сокращает время работы. Каждый следующий этап работает с большим размером окна, но со значительно меньшим количеством точек, что также сокращает время работы. В итоге общее время работы сокращается.

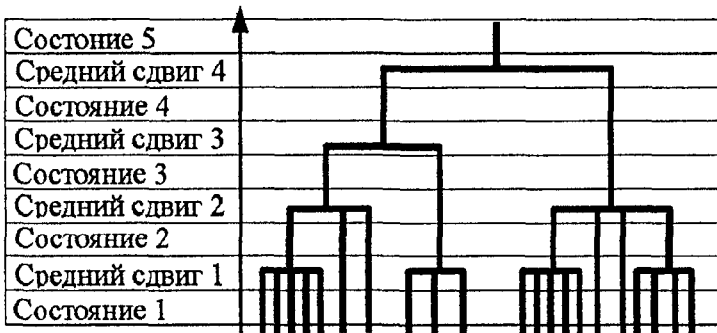


Рис. 1. Агломеративная стратегия

В этом случае проводится несколько процедур среднего сдвига (причём их количество в общем случае неизвестно) и для каждой требуется выбор параметра  $h$ , а в случае многомерных данных несколько параметров  $h$ . Поэтому необходим метод, позволяющий автоматически выбрать размер окна. Кроме того, этот размер окна должен увеличиваться с каждым новым этапом.

Предложенный в данной работе метод состоит в ограничении всего набора точек гиперпараллелепипедом с объёмом  $V$  (рис. 2) и разбиению его на  $n$



субпараллелепипедов с объемом:

$$V_m = \frac{V}{n}, \quad (1)$$

где  $n$  – количество точек. То есть, если все точки были бы распределены по пространству равномерно, то каждая находилась бы в своём гиперпараллелепипеде с объёмом  $V_m$ . Соответственно, стороны гиперпараллелепипеда и будут определять размеры окна, то есть параметр  $h$ . Иными словами размер окна для  $i$ -го измерения будет определяться по формуле:

$$h_i = k \cdot p_i \cdot \sqrt[d]{\frac{V_m}{\prod_{j=0}^d p_j}}, \quad (2)$$

где  $p_i$  – коэффициент компоненты, определяется пропорционально сторонам основного гиперпараллелепипеда,  $d$  – размерность пространства,  $k$  – коэффициент, вводимый для того чтобы иметь возможность управлять количеством формируемых кластеров. Рекомендуемое значение  $k=1$ , приводящее к равномерному распределению пространства между кластерами.

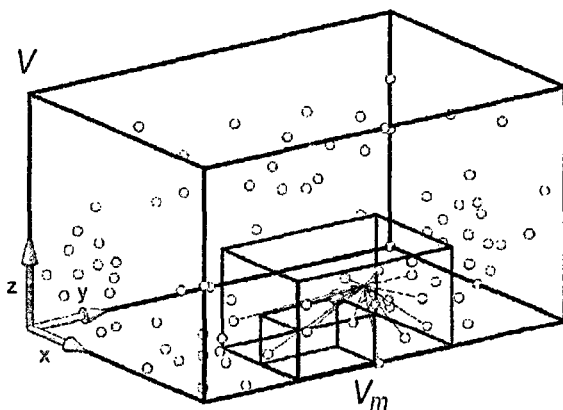


Рис. 2. Выбор размера окна

По мере уменьшения количества точек, вследствие кластеризации, размеры окна будут расти, что и требуется для реализации агломеративной стратегии.

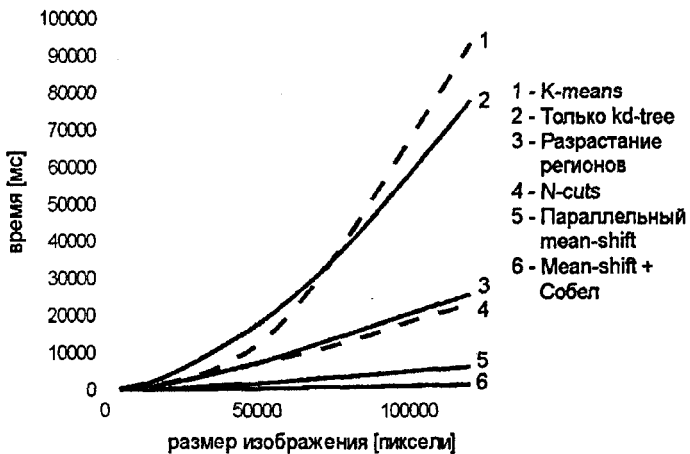
В предложенном алгоритме не требуется введение специального критерия останова агломеративной кластеризации, так как в определённый момент точки перестают попадать в «окно друг к другу» и кластеры перестанут объединяться.

При  $k=1$  это означает, что пространство поделено между точками равномерно, меньшие значения  $k$  вызовут останов раньше. В случаях, если требуется избежать останова, необходимо увеличивать коэффициент  $k$  с каждым этапом.

Рассмотрены различные варианты алгоритмов и структур данных для хранения точек на каждом этапе сегментации. Основным требованием является обеспечение быстрого выбора всех точек, лежащих в окрестности  $h$  от точки, для которой осуществляется процедура mean-shift. Рассмотрено традиционное решение данной задачи, которым являются kd-деревья. В общем случае они демонстрируют высокую производительность. Для сокращения времени, затрачиваемого на первом этапе агломеративной сегментации, предложено использовать двумерные массивы. Это возможно, поскольку координаты  $x, y$  на первом этапе образуют плотную сетку. Показана эффективность данного метода при небольших (меньше 20 пикселей) размерах окна в пространственной области.

Рассмотрено применение алгоритмов, описанных в главе 2, на первом этапе агломеративной сегментации. Экспериментально подтверждено, что изменение алгоритма на первом этапе в этом случае не оказывает значительного влияния на результат.

Приводятся графики зависимости времени работы от размера изображения для различных вариаций алгоритмов (рис. 3).

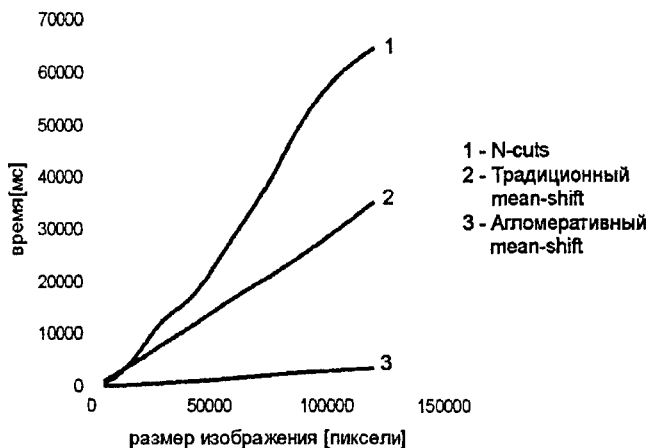


**Рис. 3. Зависимость времени работы алгоритмов от размера обрабатываемого изображения**

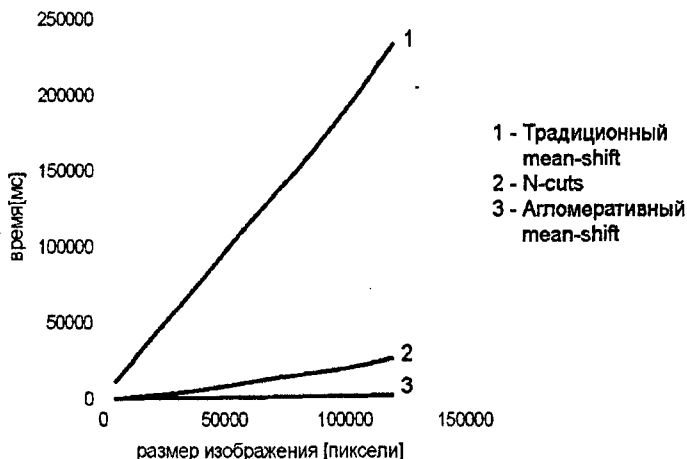
Из графиков видно, что наилучшую производительность демонстрирует агломеративная сегментация, на первом этапе которой применяется метод mean-shift.

shift, специализированный для обработки изображений, совместно с фильтром Собела. Метод сегментации, основанный на параллельном mean-shift, демонстрирует близкие по скорости результаты и может быть использован в тех случаях, когда первый метод не может быть применён, например, по причине того, что он не включает в результирующие сегменты границы этих сегментов. Приведён метод, использующий на первом этапе разрастание регионов, и чистый агломеративный метод, использующий только kd-деревья. Последний демонстрирует невысокую производительность по сравнению с остальными. По представленному на рис. 3 графику можно оценить его производительность в случае, если входным объектом является не изображение, а просто набор точек в Евклидовом пространстве, поскольку данный метод не опирается на какую-либо специфику изображений. Для сравнения производительности приведены два популярных метода сегментации: k-means и normalized cuts (N-cuts) (они обозначены пунктирными линиями). Как можно заметить, предложенные в данной работе методы во многом их превосходят. Данное тестирование проводилось на выборке из лесных пейзажей, характеризующихся наличием крупных одноцветных областей и однородной цветовой гаммой. При этом, агломеративный метод в среднем превосходит по производительности метод k-means в 10,5 раз и метод normalized-cuts в 3,6 раза.

Проведено сравнение производительности агломеративного метода с методом normalized-cuts и традиционным mean-shift в задачах сегментации гистологических снимков крови (рис. 4) и сегментации снимков языка пациента (рис. 5). В табл. 1 приведено среднее значение, отражающее, во сколько раз больше времени необходимо этим алгоритмам для решения указанных задач по сравнению с агломеративным mean-shift.



**Рис. 4. Зависимость времени работы различных методов сегментации от размера изображения при сегментации гистологических снимков крови**



**Рис. 5. Зависимость времени работы различных методов сегментации от размера изображения при сегментации снимков языка человека**

**Таблица 1. Отношение времени, затрачиваемого другими алгоритмами сегментации, ко времени, затрачиваемому агломеративным mean-shift**

Наименование алгоритма	Сегментация гистологических снимков крови	Сегментация снимков языка человека	Сегментация снимков лесных пейзажей
Normalized cuts	17	8,1	3,6
Традиционный mean-shift	9,8	84	82

На основании полученных данных в диссертационной работе делается вывод об эффективности применения данного метода для сегментации гистологических снимков крови и сегментации снимков языка пациента в компьютерной диагностической системе. Кроме этого, разноплановый характер приведённых задач сегментации позволяет утверждать, что разработанный метод является универсальным и может быть использован для решения широкого спектра задач, связанных с сегментацией изображений.

В четвёртой главе описывается применение разработанного подхода к сегментации для поиска однородных объектов на растровых полихроматических изображениях.

Предложена модель обработки результатов сегментации (рис. 6). Каждый

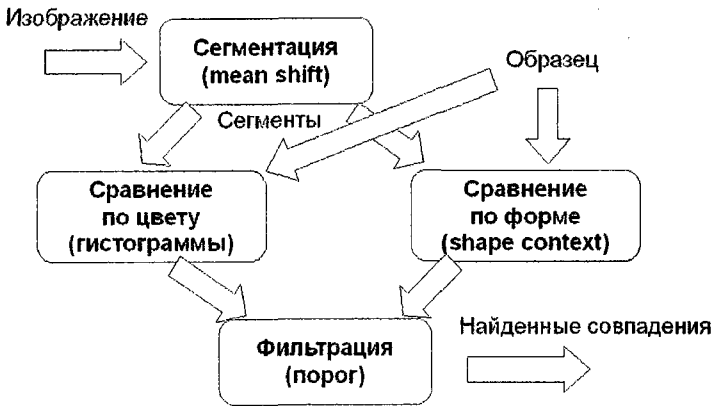
последующий этап сегментации использует результаты предыдущего, при этом ранние этапы разбивают изображение на большое количество мелких сегментов, затем мелкие сегменты объединяются в более крупные и т. д. Результат каждого подобного разбиения поступает в блок обработки, таким образом, удаётся просмотреть большое количество различных способов разбиения изображения на сегменты. Исчезает необходимость в повторении сегментации с различными параметрами, что сокращает время этапа сегментации.

Рассматривается поиск однородных объектов на изображении, как частный случай обработки результатов сегментации. При этом предполагается, что объекты являются одноцветными, то есть не имеют резких и значительных изменений в цвете (такими объектами могут являться: малооблачное небо, лес, поле, дорога, море, язык пациента, окрашенные клетки и ткани при гистологических исследованиях) и имеют чётко выделенную границу. Таким образом, поиск состоит в бинарной классификации каждого сегмента – является ли он искомым объектом или нет. Для реализации бинарной классификации используется метод сопоставления с образцом. На рис. 7 представлена функциональная схема такого метода. На первом этапе происходит сегментация изображения. Кроме того, на вход системы поступает образец, с которым осуществляется сравнение всех полученных на этапе сегментации областей.



**Рис. 6. Многомасштабная сегментация методом mean-shift**

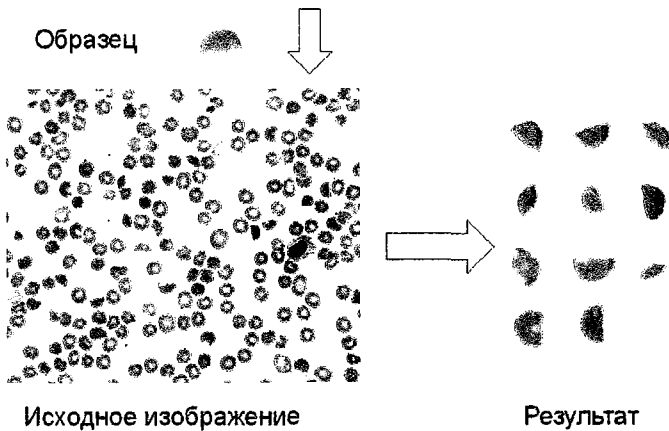
Поскольку сегменты характеризуются как цветом, так и формой, сравнение производится и по цвету, и по форме. Далее, по результатам сравнения происходит фильтрация сегментов, в итоге, отбираются сегменты, соответствующие образцу. Для сравнения по цвету используются цветовые гистограммы, а для сравнения по форме используется метод shape contexts (Д. Малик, С. Белонж).



**Рис. 7. Функциональная схема системы поиска однородных объектов по образцу**

Рассмотрен способ повышения эффективности разработанного алгоритма поиска за счёт использования эвристики, основанной на сопоставлении цвета точки сходимости mean-shift и цветовой гистограммы искомого объекта. Также рассмотрена методика совместного использования метода Виолы-Джонса и предложенного в данной работе метода поиска однородных областей.

Разработанные методики в виде программной реализации используются в лабораторных информационных системах (исследование формы эритроцитов при гистологическом исследовании крови (рис. 8)) и автоматизированных системах медицинской диагностики (скрининг-диагностика состояния желудочно-кишечного тракта человека).



**Рис. 8. Поиск шлемовидных эритроцитов**

Программная реализация прикладной информационной системы включает в себя четыре основных модуля:

1. Модуль сегментации изображений, в котором реализованы рассмотренные в работе методы сегментации, включая mean-shift.
2. Модуль mean-shift-кластеризации, реализующий кластеризацию многомерных данных в Евклидовом пространстве.
3. Модуль агломеративной сегментации, использующий функциональность первых двух для реализации комплексного метода сегментации изображений.
4. Модуль поиска объектов на изображении по заданному шаблону.

Разработанные алгоритмы реализованы на платформе Java с использованием языка программирования Scala. Для повышения эффективности процедуры сегментации при использовании параллельных вычислений, применена технология Nvidia CUDA.

## ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

В работе обоснован и исследован новый метод кластеризации данных, основанный на применении агломеративной стратегии и метода mean-shift. Предложенный метод адаптирован к задаче сегментации растровых полихроматических изображений, при этом усовершенствован метод mean-shift путём использования информации о градиенте. Исследованы различные вариации алгоритмов и структур данных, применяемых на различных этапах агломеративной сегментации. Разработана методика использования полученных алгоритмов для поиска однородных объектов на изображениях.

К результатам выполненных исследований в рамках диссертационной работы можно отнести следующее:

1. Решена актуальная научная задача, имеющая существенное значение для повышения эффективности сегментации и поиска однородных объектов на растровых полихроматических изображениях.
2. Проведён обзор существующих методов сегментации изображений и поиска объектов на них.
3. Разработан комплексный подход к сегментации изображений, основанный на совместном применении метода mean-shift и фильтра Собела.
4. Разработана методика выбора размеров окна, позволяющая автоматизировать подбор параметров кластеризации данных методом mean-shift.
5. Разработан агломеративный подход на основе метода mean-shift, значительно увеличивающий производительность и расширяющий возможности этого метода.
6. Исследованы различные вариации алгоритмов и структур данных,

- применяемых в рамках агломеративной mean-shift-сегментации.
7. Разработан программный метод поиска однородных объектов на изображении, основанный на использовании агломеративной mean-shift-сегментации.
  8. Получены практические результаты, подтверждающие эффективность разработанных методов; показана целесообразность их применения в лабораторных информационных системах и автоматизированных системах медицинской диагностики.

## ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ КАНДИДАТСКОЙ ДИССЕРТАЦИИ

*В изданиях, рекомендованных ВАК РФ:*

1. Митропольский, Н. Н. Сегментация и идентификация контуров объектов на цифровых изображениях / Н. Н. Митропольский, Е. Е. Ковшов. // Известия высших учебных заведений. Проблемы полиграфии и издательского дела. – 2008. – №5. – С. 19-28.
2. Митропольский, Н. Н. Агломеративная стратегия при сегментации растровых изображений методом среднего сдвига в прикладной компьютерной системе / Н. Н. Митропольский, Е. Е. Ковшов, Н. Н. Хуэ, Н. Ч. Минь // Системы управления и информационные технологии, 2009 – №3 – С. 80-83.

*В других изданиях:*

3. Митропольский, Н. Н. Автоматизация анализа гистологических изображений при исследовании влияния факторов окружающей среды на здоровье человека / Н. Н. Митропольский., Е. Е. Ковшов // Производство. Технология. Экология. – М.: «Янус-К», 2008 – С. 125-128.
4. Ковшов, Е.Е. Сегментация цифровых изображений языка человека при автоматизированной диагностике / Е. Е. Ковшов, Н. Н. Митропольский // 4й международный форум MedSoft-2008. Медицинские информационные технологии. – М. 2008. – С. 62-64.
5. Митропольский, Н. Н. Автоматизация процедуры сегментации растровых полихроматических изображений на основе алгоритмов Mean-shift и Собела / Н. Н. Митропольский // Задачи системного анализа, управления и обработки информации: Межвузовский сборник научных трудов. – М.: МГУП, 2008. – Вып. 2. – С. 95-102.
6. Митропольский, Н. Н. Применение k-мерных деревьев в системах интеллектуального анализа данных при кластеризации методом среднего сдвига (mean-shift) / Н. Н. Митропольский // Инновации в экономике – 2009: материалы научной конференции молодых учёных и студентов. – М: ГОУ ВПО МГТУ «Станкин», 2009 – С. 94-96.



7. Митропольский, Н. Н. Агломеративная стратегия при кластеризации данных методом среднего сдвига. / Н. Н. Митропольский // Прикладная информатика и математическое моделирование: Межвузовский сборник научных трудов. – М.: МГУП, 2009. – С. 105-110.