

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Тольяттинский государственный университет»

Институт математики, физики и информационных технологий
(наименование института полностью)

Кафедра «Прикладная математика и информатика»
(наименование кафедры)

02.03.03 Математическое обеспечение и администрирование
информационных систем
(код и наименование направления подготовки, специальности)

Технология программирования
(направленность (профиль)/специализация)

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

на тему: «Разработка алгоритма сегментации изображений на основе интеллектуального анализа данных»

Студент	В.В. Ганин <small>(И.О. Фамилия)</small>	_____ <small>(личная подпись)</small>
Руководитель	В.С. Климов <small>(И.О. Фамилия)</small>	_____ <small>(личная подпись)</small>
Консультанты	К.А. Селиверстова <small>(И.О. Фамилия)</small>	_____ <small>(личная подпись)</small>

Допустить к защите

Заведующий кафедрой к.т.н., доцент, А.В. Очеповский
(ученая степень, звание, И.О. Фамилия) _____ (личная подпись)
« _____ » _____ 20 _____ г.

Тольятти 2019

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Тольяттинский государственный университет»

Институт математики, физики и информационных технологий
(наименование института полностью)

Кафедра «Прикладная математика и информатика»
(наименование кафедры)

УТВЕРЖДАЮ
Завкафедрой «Прикладная
математика и информатика»

_____ А.В. Очеповский
(подпись) (И.О. Фамилия)
« ____ » _____ 20__ г.

ЗАДАНИЕ
на выполнение бакалаврской работы

Студент Ганин Валентин Владимирович

1. Тема Разработка алгоритма сегментации изображений на основе интеллектуального анализа данных
2. Срок сдачи студентом законченной выпускной квалификационной работы 21 июня 2019 г.
3. Исходные данные к выпускной квалификационной работе: возможность загрузки изображений из файлов; алгоритмы конвертации изображения в различные цветовые модели; алгоритм кластеризации данных k-means.
4. Содержание выпускной квалификационной работы (перечень подлежащих разработке вопросов, разделов)

Введение

1 Анализ состояния вопроса

2 Разработка алгоритма сегментации изображения

3 Практическая реализация предложенных решений

Заключение

Список используемой литературы

5. Ориентировочный перечень графического и иллюстративного материала: набор формул, объясняющих математический аппарат алгоритма; результаты тестирования работы алгоритма на реальном наборе данных; диаграммы, поясняющие результат работы алгоритма; формы окна программы.
6. Консультанты по разделам _____
7. Дата выдачи задания «15» декабря 2018 г.

Заказчик, *директор IT Students*

(подпись)

А.В. Очеповский
(И.О. Фамилия)

Руководитель выпускной
квалификационной работы

(подпись)

В.С. Климов
(И.О. Фамилия)

Задание принял к исполнению

(подпись)

В.В. Ганин
(И.О. Фамилия)

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Тольяттинский государственный университет»

Институт математики, физики и информационных технологий
(наименование института полностью)

Кафедра «Прикладная математика и информатика»
(наименование кафедры)

УТВЕРЖДАЮ
Завкафедрой «Прикладная
математика и информатика»

_____ А.В. Очеповский
(подпись) (И.О. Фамилия)
« ____ » _____ 20__ г.

КАЛЕНДАРНЫЙ ПЛАН
выполнения бакалаврской работы

Студента Ганин Валентин Владимирович

по теме «Разработка алгоритма сегментации изображений на основе интеллектуального анализа данных»

Наименование раздела работы	Плановый срок выполнения раздела	Фактически й срок выполнения раздела	Отметка о выполнении	Подпись руководителя
Анализ предметной области	1.10.2018	1.10.2018		
Разработка алгоритма сегментации изображения	12.12.2018	12.12.2018		
Практическая реализация предложенных решений	17.01.2019	17.01.2019		
Подготовка	25.02.2019	25.02.2019		

пояснительной записки				
Подготовка презентации к защите	25.02.2019	25.02.2019		
Предзащита дипломной работы	10.06.2019	10.06.2019		
Проверка ВКР в системе «Антиплагиат. ВУЗ»	10.06.2019	10.06.2019		
Сдача пояснительной записки и отзыва на кафедру	17.06.2019	17.06.2019		
Защита дипломной работы	1.07.2019	1.07.2019		

Руководитель выпускной
квалификационной работы

В.С. Климов

Задание принял к исполнению

В.В. Ганин

АННОТАЦИЯ

Тема бакалаврской работы: «Разработка алгоритма сегментации изображений на основе интеллектуального анализа данных».

В данной бакалаврской работе исследуются способы сегментации изображений и пути улучшения их результатов работы.

В работе предложен алгоритм сегментации изображений, основанный на конвертации цветовой модели в систему Lab, кластеризации пикселей с использованием алгоритма k-means. Причем при кластеризации пикселей учитывается не только цвет, но и расположение пикселей. Такой алгоритм позволяет повысить точность сегментации изображений.

При подготовке исследований, представленных в рамках данной бакалаврской работы, была опубликована 1 статья.

Бакалаврская работа состоит из введения, трёх глав, заключения и списка литературы.

Во введении описывается актуальность проводимого исследования, дается краткая характеристика проделанной работы.

В первой главе проводится обзор методов сегментации изображений. Формулируются цели и задачи исследования.

Во второй главе описывается математический аппарат алгоритма сегментации изображений, основанного на цветовой модели Lab и алгоритме кластеризации данных.

В третьей главе описывается программная реализация предложенного алгоритма, демонстрируются примеры работы программы на изображениях, загружаемых из файлов.

В заключении представлены выводы по проделанной работе.

В работе присутствуют 88 таблиц, 88 рисунков. Список литературы состоит из 20 литературных источников. Общий объем выпускной квалификационной работы составляет 40 страниц.

ABSTRACT

The topic of the given graduation work: "Development of image segmentation algorithm based on data mining."

This graduation work is devoted to methods of image segmentation and ways to improve their performance are explored.

The author dwells on algorithm for image segmentation based on the conversion of the color model into the Lab system, pixel clustering using the k-means algorithm. Moreover, clustering pixels takes into account not only the color, but also the location of the pixels. This algorithm allows to increase the accuracy of image segmentation. We start with the statement of the problem and then logically pass over to its possible solutions. The graduation work consists of an explanatory note on 40 pages, introduction, including 88 figures, 88 tables, the list of 20 references including.

The bachelor's work, an image segmentation algorithm was developed based on the k-means clustering algorithm. In clustering, not only the components responsible for the color of the pixels are used, but also their coordinates along the x and y axes. The proposed segmentation algorithm also provides for the translation of the color model into the Lab format and ignoring the L component during clustering. Testing of the proposed algorithm showed the effectiveness of the proposed approaches.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1 АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	7
2 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ	18
2.1 Математический аппарат алгоритма k-means	18
2.2 Сегментация на основе кластерного анализа пикселей	22
2.2 Внедрение цветовой модели Lab в алгоритм	26
3 ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ РЕШЕНИЙ	31
3.1 Описание разработанного программного обеспечения	31
3.2 Тестирование предложенного алгоритма сегментации	32
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	36
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	38

ВВЕДЕНИЕ

Сегментация изображения – процесс поиска и формирования групп пикселей, которые формируются с учетом контекста исходного изображения (группирование пикселей «по смыслу»).

В подобласти “компьютерное зрение”, сегментация — это процесс разделения цифрового изображения на несколько сегментов (множество пикселей, также называемых супер пикселями).

Цель сегментации заключается в упрощении и/или изменении представления изображения, чтобы его было проще и легче анализировать. Сегментация изображений обычно используется для того, чтобы выделить объекты и границы (линии, кривые, и т. д.) на изображениях. Более точно, сегментация изображений — это процесс присвоения таких меток каждому пикселю изображения, что пиксели с одинаковыми метками имеют общие визуальные характеристики.

Сегментация изображений является одним из этапов решений различных задач анализа изображений. Например, при анализе медицинских изображений сегментация используется для выделения опухолей и других патологий, определение объемов тканей, при решении задач хирургии с использованием компьютера, изучение анатомической структуры. В других областях науки и техники сегментация может применяться при выделении объектов на спутниковых снимках, при распознавании лиц, в системах контроля и управления дорожным движением.

Вопросами разработки алгоритмов сегментации изображений в настоящее время занимаются такие ученые как Paweł Filipczuk, Marek Kowal, Andrzej Obuchowicz, Meiyang Zhang, Zili Zhang, Shi Qiu, Zhi-Kai Huang, Yong-Li Ma, Li Lu, Fan-Xing Rao, Ling-Ying Hou, Yann Leydier, Frank Le Bourgeois, Hubert Emptoz, Yumin Tian, Dan Wang, Risan Lin, Qichao Chen, Dong-jun Xin, Wei Wang, Yue Li и др [1-20].

Наиболее часто используемыми алгоритмами сегментации изображения являются: пороговая бинаризация изображения, сегментация по

водоразделам, сегментации методом наводнения, сегментация с использованием алгоритма k-means.

Из этого ряда алгоритмов наиболее перспективным является сегментация изображения с использованием алгоритма k-means. Это связано с тем, что такая сегментация основана на машинном обучении. Машинное обучение позволяет значительно повысить степень автоматизации обработки изображения. В этом случае сегментации изображения рассматривается как задача кластеризации пикселей, а алгоритм k-means используется для автоматизированного подбора оптимальной кластерной структуры.

Данная бакалаврская работа направлена на модернизацию алгоритма сегментации изображений основанного на использовании k-means. При этом для кластеризации пикселей предложено учитывать не только их цвет, но и координаты их положения на изображении. Для улучшения результатов кластеризации предложено использовать вместо стандартной цветовой модели RGB – цветовую модель Lab.

Целью работы является улучшение результатов работы алгоритма сегментации изображения основанного на k-means за счет внедрения в математический аппарат учета расположения пикселей и цветовой модели Lab.

В ходе выполнения исследований была разработана программное обеспечение, реализующее алгоритм сегментации изображения с использованием предложенных подходов (учет расположения пикселей и применение цветовой модели Lab).

Предложенные подходы были апробированы на тестовых изображениях. Результаты тестирования подтвердили состоятельность предложенных решений.

Основные результаты работы были доложены на V Международной научно-практической конференции (школы-семинара) молодых ученых «Прикладная математика и информатика: современные исследования в области естественных и технических наук»

1 АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ

В компьютерном зрении под процессом сегментации изображений понимается разбиение изображения на множество покрывающих его областей.

Чаще всего, в анализе изображений сегментация относится к этапу предобработки изображения с целью упрощения последующего анализа выделенных фрагментов.

Сегментацию изображений можно рассматривать и как один из этапов решения задач анализа изображений. Например, при анализе медицинских изображений сегментация используется для выделения опухолей и других патологий, определение объемов тканей, при решении задач хирургии с использованием компьютера, изучение анатомической структуры. В других областях науки и техники сегментация может применяться при выделении объектов на спутниковых снимках, при распознавании лиц, в системах контроля и управления дорожным движением.

Наиболее распространёнными алгоритмами сегментации изображений являются:

- WaterShed (алгоритм сегментации «по водоразделам»),
- пороговая сегментация,
- FloodFill (алгоритм сегментации «наводнением»),
- сегментация на основе k-means.

Проанализируем принципы действия данных алгоритмов и сформируем пути по улучшению алгоритмов сегментации.

Сначала рассмотрим принципы работы алгоритма сегментации WaterShed (сегментация «по водоразделам»). Пример работы данного алгоритма сегментации изображения представлен на рисунке 1.1.



Рисунок 1.1 – Пример удовлетворительно сегментации изображения с использованием алгоритма водораздела: а – исходное изображение, б – результат сегментации.

Алгоритм работает с изображением как с функцией от двух переменных $z=f(x,y)$, где x,y – координаты пикселя.

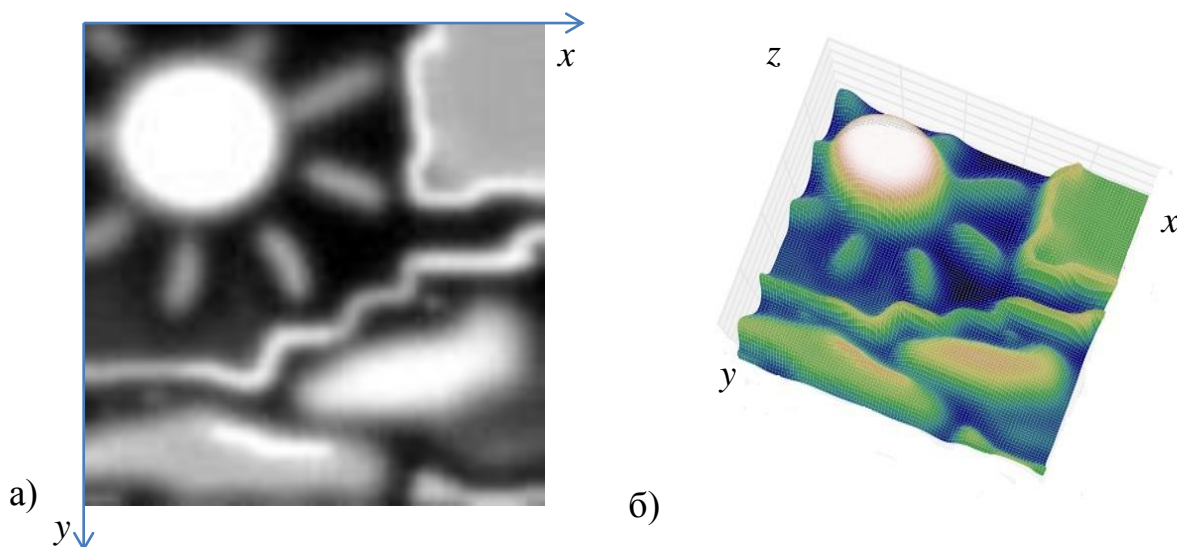


Рисунок 1.2 – Представление изображения как функции яркости $z=f(x,y)$: а – в виде плоского изображения, б – в виде трехмерного графика

Значением функции может быть интенсивность или модуль градиента. Для наибольшего контраста можно взять градиент от изображения. Если по оси Z откладывать абсолютное значение градиента, то в местах перепада интенсивности образуются хребты, а в однородных регионах – равнины. После нахождения минимумов функции f , идет процесс заполнения “водой”, который начинается с глобального минимума. Как только уровень воды достигает значения очередного локального минимума, начинается его заполнение водой. Когда два региона начинают сливаться, строится перегородка, чтобы предотвратить объединение областей [2]. Вода продолжит подниматься до тех пор, пока регионы не будут отделяться только искусственно построенными перегородками (рисунок 1.3).

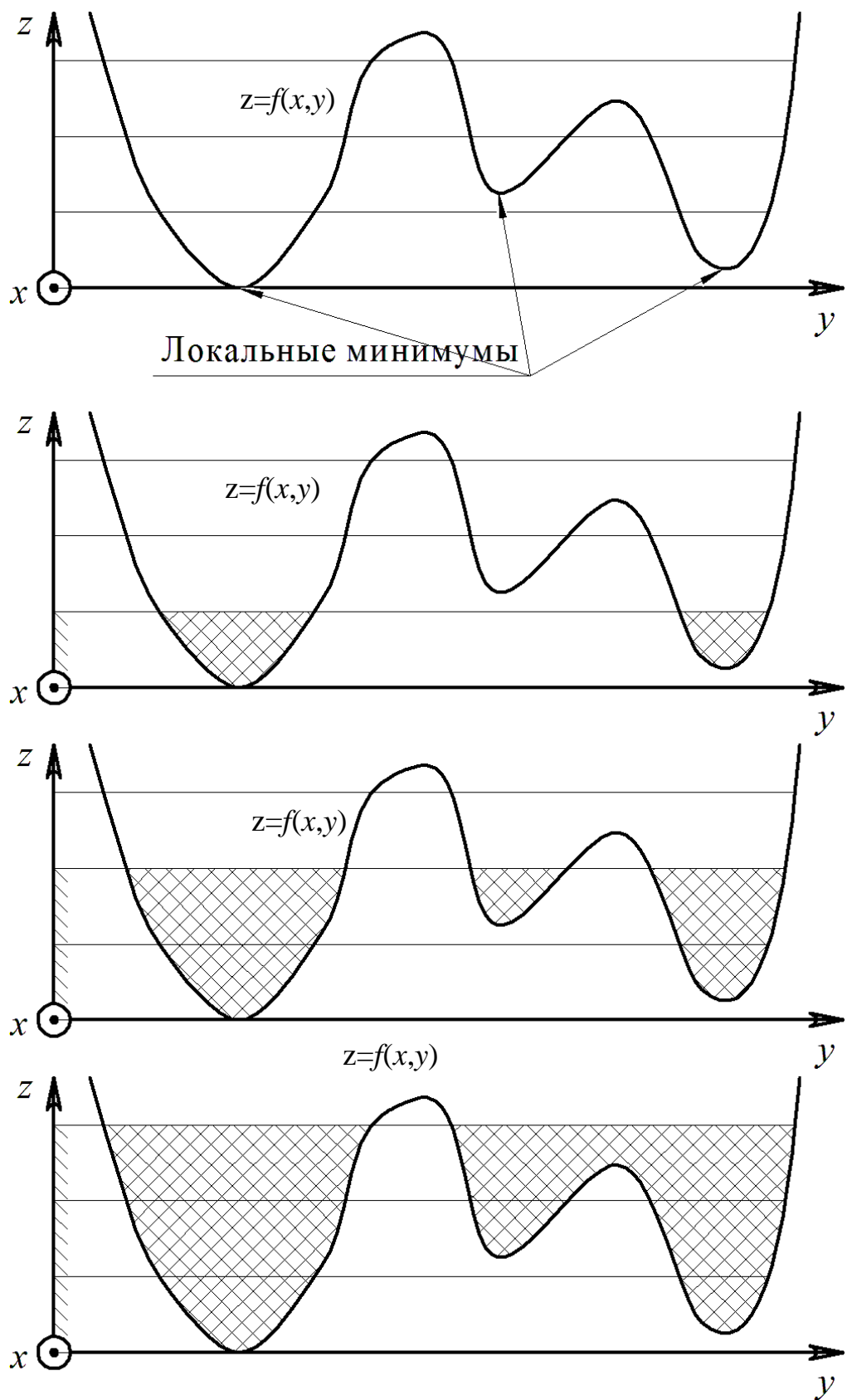


Рисунок 1.3 – Получение сегментов изображения на примере одного из резцов изображения (по оси x)

Такой алгоритм может быть полезным, если на изображении небольшое число локальных минимумов, в случае же их большого количества возникает избыточное разбиение на сегменты. Например, если непосредственно применить алгоритм к рис. 2, получим много мелких деталей рис. 3.

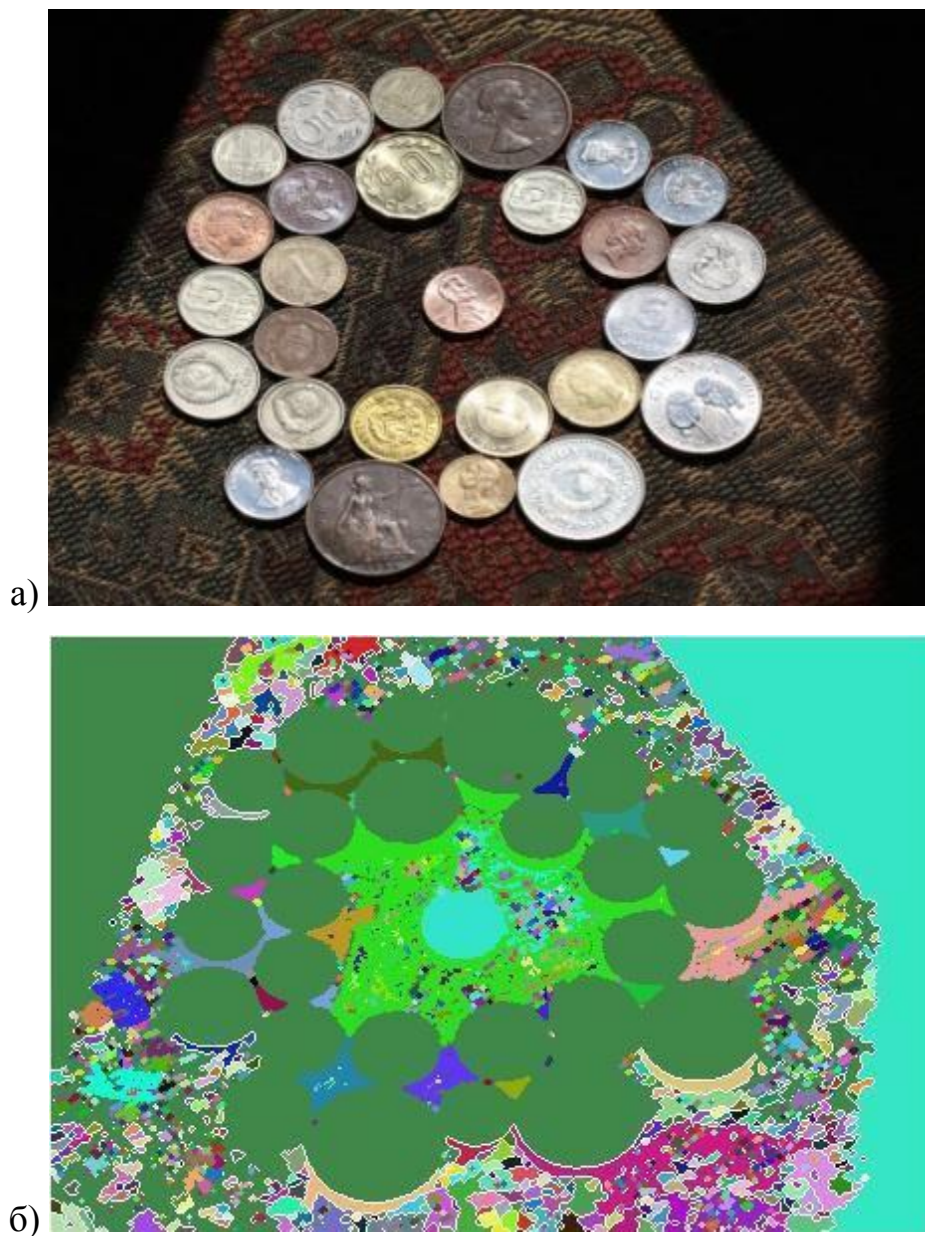


Рисунок 1.4 – Пример неудовлетворительной сегментации изображения с использованием алгоритма водораздела: а – исходное изображение, б – результат сегментации (большое количество избыточных сегментов).

В результате работы алгоритма мы получаем маску с сегментированным изображением, где пиксели одного сегмента помечены одинаковой меткой и образуют связную область. Основным недостатком данного алгоритма является использование процедуры предварительной обработки для картинок с большим количеством локальных минимумов (изображения со сложной текстурой и с обилием различных цветов).

Рассмотрим принципы пороговая бинаризация. Под бинаризацией понимается операция порогового разделения, которая в результате дает бинарное изображение $mask(x,y)$. Бинарное изображение часто называют маской. Такая сегментация применяется, например, в составе субтракторов фона, при необходимости выделение пикселей движущихся объектов в один сегмент, а пикселей фона в другой сегмент.

Бинаризация может производиться разными способами. Например, при бинаризации с нижним порогом t применяются следующие расчеты (значение маски равно 1 означает белый пиксель, значение равно 0 - черный):

$$mask(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) \geq t \\ 1, & f(x, y) < t \end{cases} \quad (1.1)$$

Когда требуется получить инвертированную маску, то применяют бинаризацию с верхним порогом:

$$mask(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) \leq t \\ 1, & f(x, y) > t \end{cases} \quad (1.2)$$

Для выделения областей, в которых значения яркости пикселей может меняться в известном диапазоне, вводится бинаризация с двойным ограничением ($t_1 < t_2$):

$$mask(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) \geq t_1 \\ 1, & t_1 < f(x, y) \leq t_2 \\ 0, & f(x, y) > t_2 \end{cases} \quad (1.3)$$

В некоторых случаях, например, для очистки фона изображений может применяться неполная пороговая обработка:

$$mask(x, y) = \begin{cases} f(x, y), & f(x, y) \geq t \\ 0, & f(x, y) < t \end{cases} \quad (1.4)$$

Когда требуется, чтобы количество сегментов было больше, чем два, тогда применяется многоуровневая пороговая фильтрация. Для случая, когда количество сегментов $n+1$ вычисления выглядят следующим образом:

$$mask(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \in D_1 \\ 2, & f(x, y) \in D_2 \\ \dots & \\ n, & f(x, y) \in D_n \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (1.4)$$

Рассмотрим принципы работы алгоритма сегментации FloodFill. Пример сегментации с использованием данного алгоритма представлен на рисунке 1.4.

С помощью FloodFill (заливка или метод «наводнения») можно выделить однородные по цвету регионы. Для этого нужно выбрать начальный пиксель и задать интервал изменения цвета соседних пикселей относительно исходного. Интервал может быть и несимметричным. Алгоритм будет объединять пиксели в один сегмент (заливая их одним цветом), если они попадают в указанный диапазон. На выходе будет сегмент, залитый определенным цветом, и его площадь в пикселях.

Такой алгоритм может быть полезен для заливки области со слабыми перепадами цвета однородным фоном. Одним из вариантов использования FloodFill может быть выявление поврежденных краев объекта. Например, если, заливая однородные области определенным цветом, алгоритм заполнит и соседние регионы, то значит нарушена целостность границы между этими областями.



Рисунок 1.4 – Пример сегментации изображения с использованием алгоритма наводнения: а – исходное изображение, б – результат сегментации.

Рассмотрим принципы работы алгоритма сегментации, основанного на использовании k-means.

С развитием алгоритмов машинного обучения их стали применять для синтеза интеллектуальных алгоритмов анализа данных. Применение алгоритма индуктивного машинного обучения для кластеризации данных k-means к задаче сегментации изображения позволило значительно автоматизировать расчёт сегментов изображения.

В данном случае объектами кластеризации выступают пиксели изображения, которые характеризуются цветом, представленным в цветовой модели RGB. Алгоритм k-means при анализе изображения оценивает распределение цветов пикселей и осуществляет группировку пикселей по кластерам.

Алгоритм k-means является итерационным, это означает, что на каждой последующей итерации он производит уточнение распределение пикселей по кластерам.

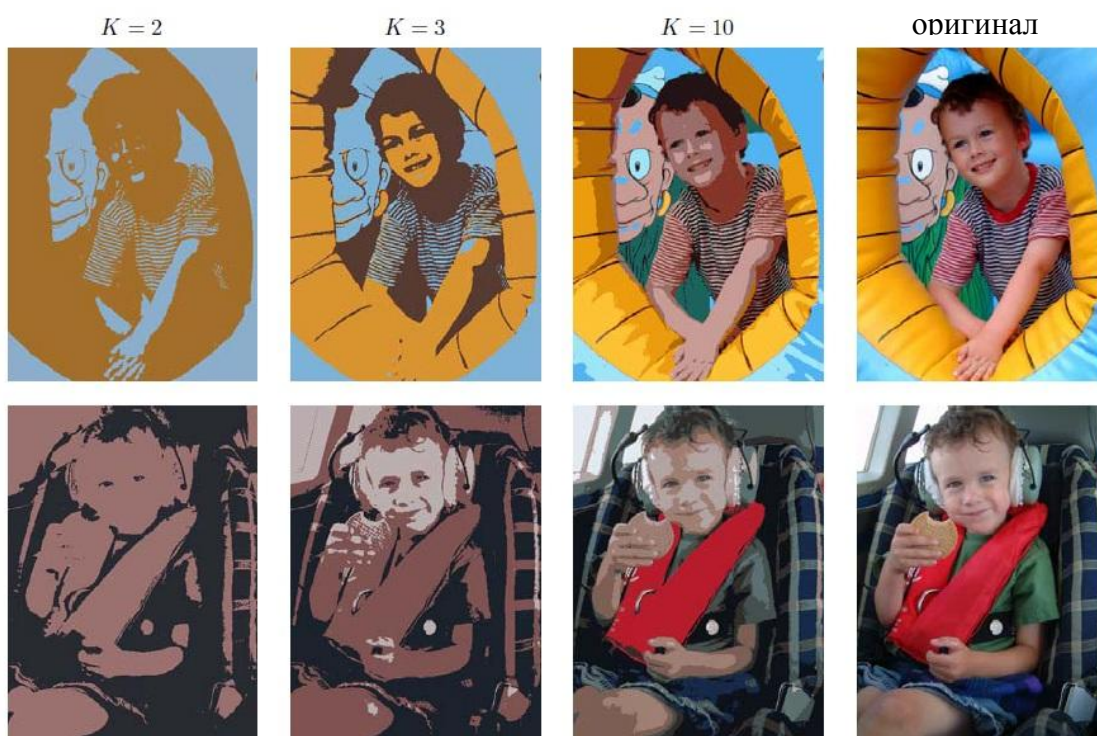


Рисунок 1.5 – Сегментация изображения с помощью алгоритма k-means: K – количество кластеров.

Такая сегментация изображения применяется, например, в программах обработки изображений для снижения количества цветов. Также такой подход применяется в кинематографе при создании спецэффектов, основанных на удалении зеленого фона за актером.

Пример сегментации изображения с использованием алгоритма k-means представлен на рисунке 1.5. В данном случае, для наглядности, сегменты обозначены средним значением цвета входящих в него пикселей (рисунок 1.5, б).

Таким образом, были рассмотрены алгоритмы сегментации изображений: пороговая сегментация, WaterShed, FloodFill, сегментация на основе k-means.

Из этого ряда алгоритмов наиболее перспективным является сегментация изображения с использованием алгоритма k-means. Это связано с тем, что такая сегментация основана на машинном обучении. Машинное обучение позволяет значительно повысить степень автоматизации обработки изображения. В этом случае сегментации изображения рассматривается как задача кластеризации пикселей, а алгоритм k-means используется для автоматизированного подбора оптимальной кластерной структуры.

Однако недостатками сегментации изображения на основе k-means являются:

- Сегментация осуществляется только с учетом цвета пикселей, при этом не учитывается их взаимное расположение. Так, например, даже если два пикселя имеют разные цвета, но находятся по соседству с друг другом, то есть возможность, что эти пиксели относятся к одному объекту (сегменту). В стандартной реализации алгоритма сегментации это особенность не учитывается.

- Стандартная реализация алгоритма сегментации работает с изображением в цветовой модели RGB. Это означает, что цвета близость пикселей определяется путем сравнения их разницы по компонентам цвета R (красный), G (зеленый), B (синий). Однако разница в значениях компонентов

RGB не связана с восприятием цветов человеком. Это значит, что те цвета, которые человек будет воспринимать как похожие в цифровых значениях R, G, B модели RGB будут различными.

Данная бакалаврская работа направлена на преодоление этих недостатков алгоритма сегментации основанных на k-means.

Таким образом, целью работы является улучшение результатов работы алгоритма сегментации изображения основанного на k-means за счет внедрения в математический аппарат учета расположения пикселей и цветовой модели Lab.

Поставленную цель предполагается достигнуть путем последовательного решения следующих задач:

- Провести анализ алгоритмов сегментации изображений.
- Разработать алгоритм сегментации изображения, основанного на k-means с внедрением в математический аппарат алгоритма учета взаимного расположения пикселей и цветовой модели Lab.
- Разработать программное обеспечение, реализующее предложенный алгоритм.
- Протестировать работу алгоритма на различных изображениях.

2 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ

2.1 Математический аппарат алгоритма k-means

Кластерный анализ – многомерная статистическая процедура, выполняющая сбор данных, содержащих информацию о выборке объектов, и затем упорядочивающая объекты в сравнительно однородные группы.

Одним из наиболее распространённых алгоритмов неиерархической кластеризации является алгоритм k-means.

Исходные данные для алгоритма k-means:

1. Обучающая выборка X^m , состоящая из объектов $x_1 \dots x_m$ с одинаковым набором атрибутов. Для всех объектов должны быть известны значения атрибутов P_1, \dots, P_n :

$$x_i = (P_1, P_2, \dots, P_n) \quad (2.1)$$

где n – количество атрибутов.

Атрибуты могут быть числовыми или категориальными. Таким образом, обучающая выборка задана так:

$$X^m = \{x_1, \dots, x_m\} \quad (2.2)$$

2. Метрика $\rho(x, x')$ расчёта расстояний между объектами. Можно использовать одну из известных метрик – Евклида, Чебышева, расстояние Манхэттена и др.

Евклидово расстояние (норма/метрика $\|x\|_2$). Евклидово расстояние между двумя объектами, один из которых описывается вектором x , а второй – вектором x' , будет рассчитываться так:

$$\|x - x'\|_2 = ((P_1 - P'_1)^2 + (P_2 - P'_2)^2 + \dots + (P_n - P'_n)^2)^{\frac{1}{2}}. \quad (2.3)$$

Множество точек, равноудаленных от некоторого центра при использовании евклидовой метрики будет образовывать круг в двумерном пространстве.

Расстояние Манхэттена (норма/метрика $\|x\|_1$). Данная норма имеет следующий вид:

$$\|x - x'\|_1 = (|P_1 - P_1'| + |P_2 - P_2'| + \dots + |P_n - P_n'|) \quad (2.4)$$

Преимущество метрики $\|x\|_1$ заключается в том, что ее использование позволяет снизить влияние аномальных значений на работу алгоритмов. Множество точек, равноудаленных от некоторого центра при использовании метрики Манхэттена будет образовывать квадрат в двумерном пространстве.

Расстояние Чебышева (норма/метрика $\|x\|_\infty$). Данная норма имеет следующий вид:

$$\|x - x'\|_\infty = \max(|P_1 - P_1'|, |P_2 - P_2'|, \dots, |P_n - P_n'|) \quad (2.5)$$

Множество точек, равноудаленных от некоторого центра при использовании метрики Чебышева будет образовывать квадрат в двумерном пространстве.

- количество k кластеров, которое должно быть сформировано из объектов исходной выборки.

Алгоритм состоит из следующих шагов.

1. Случайным образом выбирается k объектов обучающей выборки, которые будут служить начальными центрами кластеров.

2. Для каждого объекта обучающей выборки определяется ближайший к ней центр кластера. Для этого вычисляется расстояние между объектами и центрами кластеров. Считается, что объект принадлежит тому кластеру, к которому он ближе. В качестве формулы для оценки близости объектов в многомерном пространстве признаков используется одна из известных метрик.

3. Как только состав кластеров на данной итерации известен, производится расчёт новых центров кластеров. Это делается путем расчета определения средних значений для каждого числового признака по всем объектом рассматриваемого кластера. Например, в двухмерном пространстве

координаты центр кластера на основе вошедших в него t объектов рассчитывается следующим образом:

$$(P_{2u}, P_{1u}) = \left(\frac{\sum_1^t P_1(t)}{t}, \frac{\sum_1^t P_2(t)}{t} \right) \quad (2.6)$$

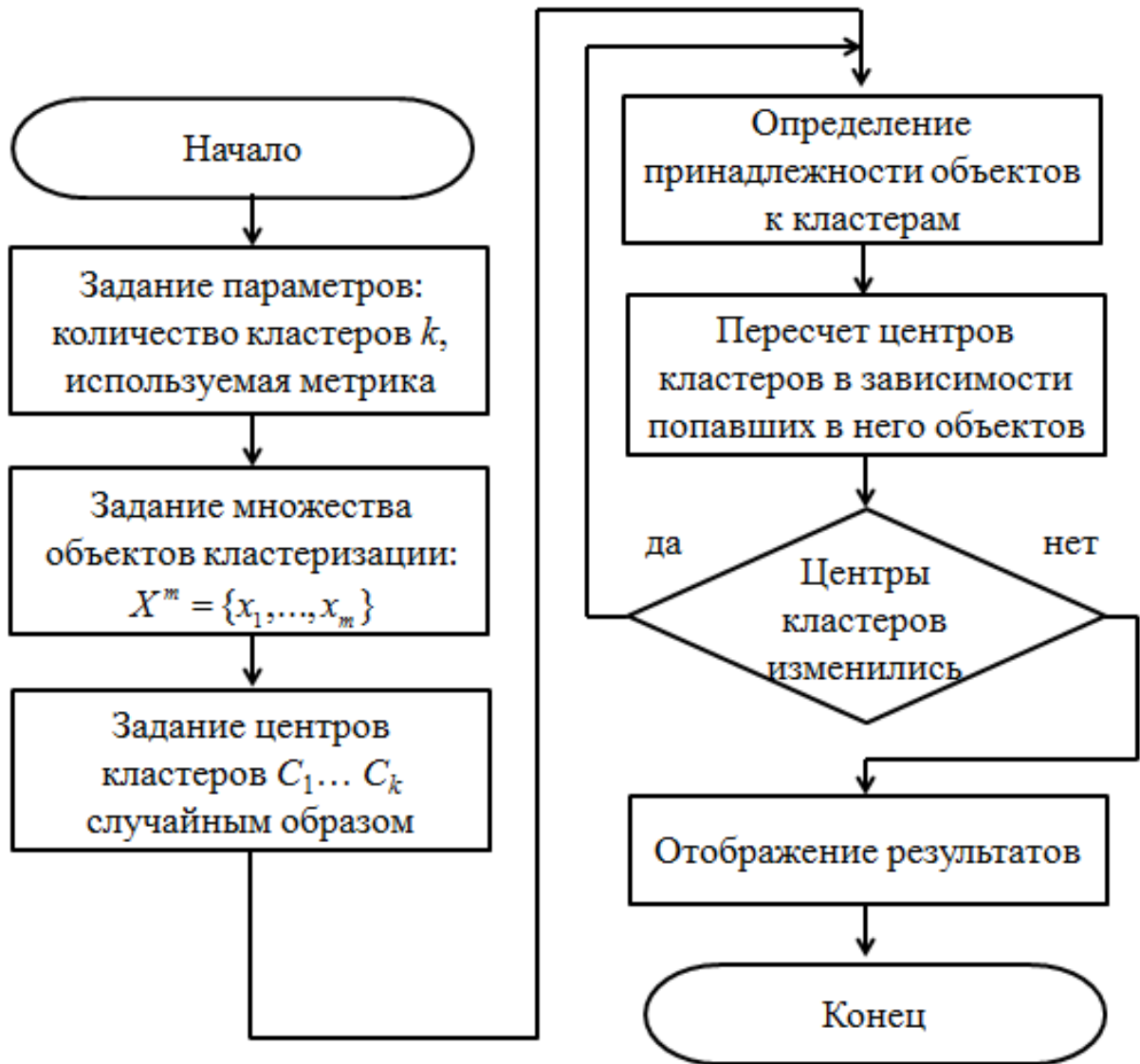


Рисунок 2.1 – Алгоритм k-means для кластеризации данных

4. Так как Шаги 2 и 3 повторяются до тех пор, пока не выполнятся один из двух критериев остановки:

- границы кластеров и расположения центров кластеров не перестанет изменяться от итерации к итерации, т.е. на каждой итерации в каждом кластере будет оставаться один и тот же набор записей. На практике алгоритм k-means обычно находит набор стабильных кластеров за несколько десятков итераций.

- достигнут критерий сходимости. Чаще всего используется критерий суммы квадратов ошибок между центром кластера и всеми вошедшими в него объектами:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} (p - m_i)^2 \quad (2.7)$$

где $p \in C_i$ - произвольная точка данных, принадлежащая кластеру C_i , m_i - центр данного кластера. Иными словами, алгоритм остановится тогда, когда ошибка E достигнет достаточно малого значения.

К достоинствам алгоритма кластеризации данных k-means можно отнести следующее:

- Умеренные вычислительные затраты, которые растут линейно с увеличением числа записей исходной выборки данных. Вычислительная сложность алгоритма определяется как $k \times n \times l$, где k - число кластеров, n - число записей и l - число итераций.

- Результаты его работы не зависят от порядка следования записей в исходной выборке.

К недостаткам алгоритма кластеризации данных k-means относится:

- Чувствительность алгоритма к шумам и аномальным значениям в данных, поскольку они способны значительно повлиять на среднее значение, используемое при вычислении положений центров кластеров.

2.2 Сегментация на основе кластерного анализа пикселей

Алгоритм k-means можно использовать для сегментации изображения. Если анализируется растровое изображение, то объектами кластеризации в этом случае будут являться пиксели. Атрибутами пикселей будут являться числовые компоненты описывающие цвет, числовые компоненты описывающие расположение.

Количество компонентов для описания цвета зависит от выбранной цветовой модели, так в соответствии с моделью LAB цвет описывается двумя компонентами, а в соответствии с моделью RGB – тремя компонентами.

Наиболее распространённые цветовые модели - RGB (sRGB, ProPhoto), CMYK, XYZ, LMS, HKS, HSV (HSB), HSL, AHSL, RYB, LAB, NCS, RAL, YUV, YCbCr, YPbPr, YDbDr, YIQ, PMS (Пантон). Таким образом, набор атрибутов каждого пикселя P_{ix} , расположенного по координатам x, y :

$$P_{ix_{x,y}}(R_{x,y}, G_{x,y}, B_{x,y}, x, y), \quad (2.8)$$

где R, G, B – значения компонент цвета по модели RGB.

Так как числовые компоненты цвета пикселей и числовые компоненты расположения пикселей имеют разную размерность, то их необходимо нормировать (т.е. привести к диапазону от 0 до 1).

Формула для линейного преобразования набора значений к диапазону $[0; 1]$ представлена ниже

$$\begin{cases} g^H(g) = \frac{g - \min(G)}{\max(G) - \min(G)}, \\ g \in G \end{cases}, \quad (2.9)$$

где G – множество значений, которые необходимо нормировать, g – элемент множества G , g^H – нормированное значение g , \min – функция поиска минимального значения из множества G , \max – функция поиска максимального значения из множества

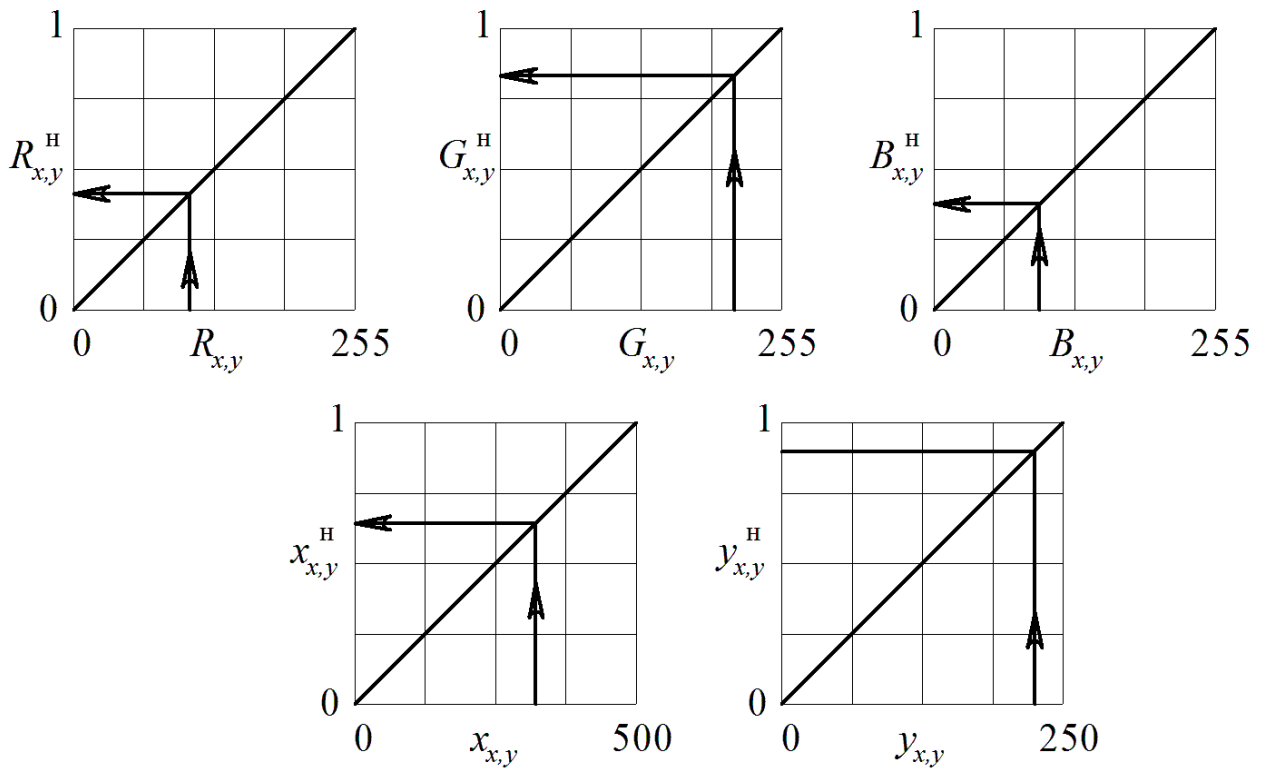


Рисунок 2.3 – Нормирование значений $R_{x,y}$, $G_{x,y}$, $B_{x,y}$, x , y к диапазону от 0 до 1

При калоризации пикселей используются номерованные значения атрибутов: $Pix_{x,y}(R_{x,y}^H, G_{x,y}^H, B_{x,y}^H, x^H, y^H)$. Например, расчет расстояния между двумя пикселями $A(AR^H, AG^H, AB^H, Ax^H, Ay^H)$ и $B(BR^H, BG^H, BB^H, Bx^H, By^H)$ по метрике Евклида будет выглядеть следующим образом:

$$d_E(A, B) = \sqrt{(AR^H - BR^H)^2 + (AG^H - BG^H)^2 + (AB^H - BB^H)^2 + (Ax^H - Bx^H)^2 + (Ay^H - By^H)^2} \quad (2.10)$$

После выполнение нормировки всех числовых данных, вклад каждого из числового атрибута при расчете расстояния между объектами равнозначен. Но бывают случаи, когда необходимо, например, усилить влияние атрибутов связанных с цветом (т.е. чтобы схожесть пикселей по цвету имело большее значение, чем их близкое расположение).

В этом случае в формулы расчета метрики вводят коэффициент k_c ослабляющий разницы цветов в расстояние между объектами и коэффициент k_p ослабляющий влияние разницы расположения в расстояние между объектами: $k_c \in [0,1]$, $k_p \in [0,1]$.

Тогда метрика Евклида выглядит следующим образом:

$$d_E(A, B) = [(k_c(AR^H - BR^H))^2 + (k_c(AG^H - BG^H))^2 + (k_c(AB^H - BB^H))^2 + (k_p(Ax^H - Bx^H))^2 + (k_p(Ay^H - By^H))^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2.11)$$

Метрика Манхэттена:

$$d_M(A, B) = k_c |AR^H - BR^H| + k_c |AG^H - BG^H| + k_c |AB^H - BB^H| + k_p |Ax^H - Bx^H| + k_p |Ay^H - By^H| \quad (2.12)$$

Метрика Чебышева:

$$d_M(A, B) = f_{\max}(k_c |AR^H - BR^H|, k_c |AG^H - BG^H|, k_c |AB^H - BB^H|, k_p |Ax^H - Bx^H|, k_p |Ay^H - By^H|) \quad (2.13)$$

Пример выполнения сегментации изображения с помощью предложенного подхода. Цель сегментации - выделение табличек с надписями. Исходное изображение представлено на рисунке 2.4, результат сегментации представлен на рисунке 2.5. Параметра алгоритма сегментации – количество кластеров 3, $k_c = 1, k_p = 0$, метрика – расстояние Евклида.

Из результатов видно, что зачетная книжка находится в третьем кластере, мантия и табличка с названием факультета во втором кластере, задний фон в первом кластере.



Рисунок 2.4 – Исходное изображение

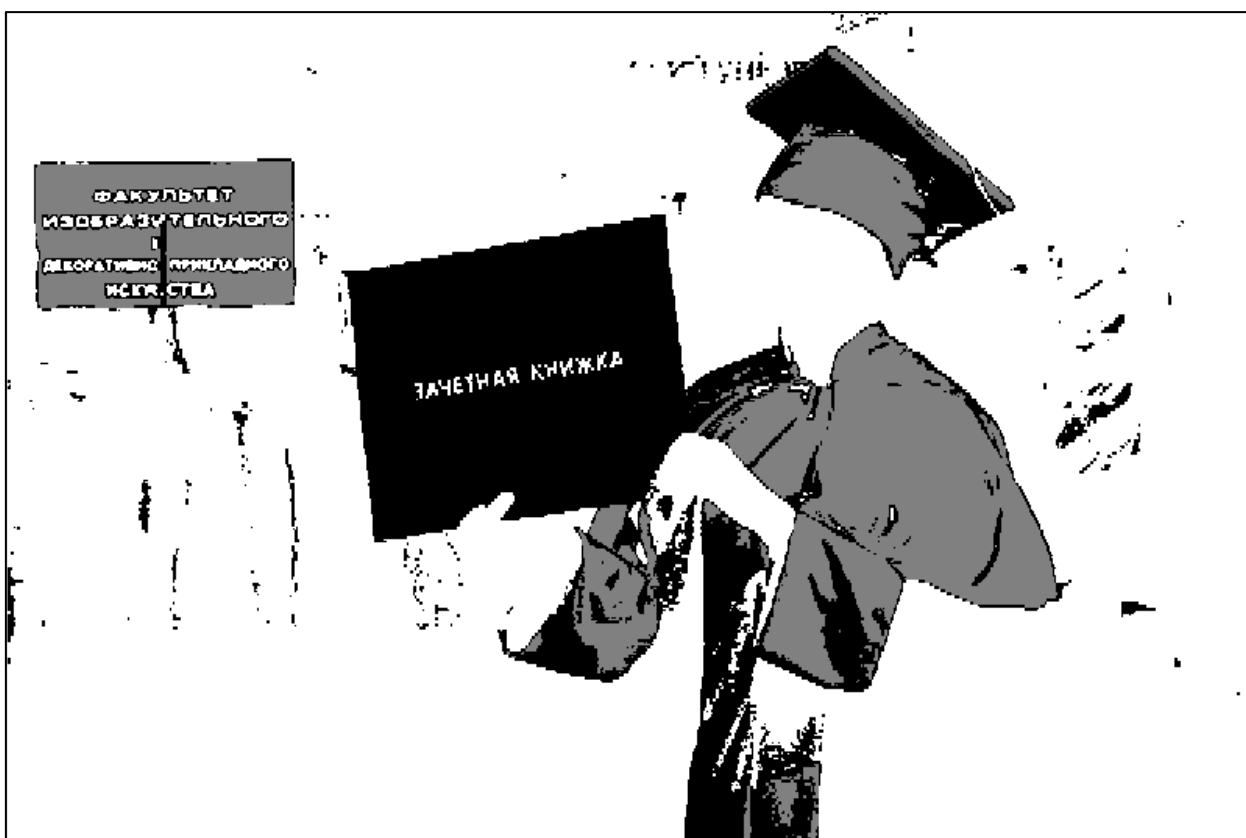


Рисунок 2.5 – Результат сегментации изображения

2.2 Внедрение цветовой модели Lab в алгоритм

Как видно из рисунков 2.4 передняя часть мантии и конфедератка сделаны из одного и того же одноцветного синего материала. Однако из-за наличия теней и бликов появляются различные оттенки синего цвета. В цветовой модели RGB, которая использовалась в данном случае, оттенки синего цвета имеют разные значения компонентов R, G и B. По этой причине математический аппарат воспринимает все оттенки одного и того же цвета, как разные цвета. Это отрицательно сказывается на результатах сегментации в виде появления на мантии включений из других сегментов изображения.

Решить эту проблему предложено путем конвертирование цветовой модели изображения из RGB в Lab.

Цветовое пространство Lab получено на основе трехцветных значений CIE XYZ. Пространство Lab включает информацию:

- о значении интенсивности (компонент L);
- значение цветности (компонент a), которое показывает, какой цвет выбран на красно-зеленой оси;
- значение цветности (компонент b), которое показывает, какой цвет выбран на желто-голубой оси.

Одной из примечательных особенностей цветовой модели Lab является то, что вся информация о базовом цвете содержится в сочетании значений компонентов a и b. Это означает, что если сравнить два среза цветового пространства при различных значениях L (рисунок 2.6), то можно увидеть, что при фиксированных значениях a и b на разных уровнях L присутствует один и тот же цвет с разной яркостью.

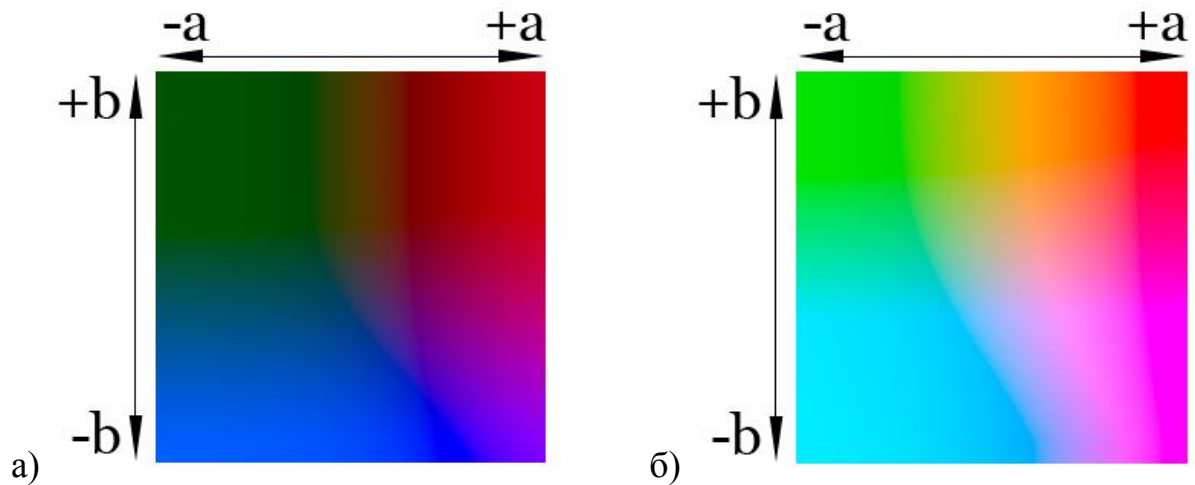


Рисунок 2.6 – Срезы цветового пространства при различных значениях L : а – при $L=25$, б – при $L=75$

Данную особенность цветовой модели Lab предполагается использовать при сегментации изображений следующим образом:

- сначала конвертировать изображение из цветовой модели RGB в Lab;
- при сегментации для оценки близости цветов использовать только компоненты a и b, а компонент L игнорировать;
- значения компонентов a и b в цветовой модели Lab могут меняться в диапазоне $[-128, 128]$, поэтому их необходимо нормировать к диапазону $[0, 1]$.

Тогда с учетом вышесказанного метрики, используемые в составе алгоритма k-means, для сравнения близости двух пикселей A и B будут выглядеть так (верхний индекс «н» указывает на то, что в расчетах используются нормированные значения):

1. Метрика Евклида:

$$d_E(A, B) = [(k_c(Aa^n - Ba^n))^2 + (k_c(Ab^n - Bb^n))^2 + (k_p(Ax^n - Bx^n))^2 + (k_p(Ay^n - By^n))^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2.14)$$

2. Метрика Манхэттена:

$$d_M(A, B) = k_c |AR^H - BR^H| + k_c |AG^H - BG^H| + k_p |Ax^H - Bx^H| + k_p |Ay^H - By^H| \quad (2.15)$$

3. Метрика Чебышева:

$$d_M(A, B) = f_{\max}(k_c |Aa^H - Ba^H|, k_c |Ab^H - Bb^H|, k_p |Ax^H - Bx^H|, k_p |Ay^H - By^H|) \quad (2.16)$$

Преобразование цветовой модели RGB в Lab производится через цветовую модель XYZ известным способом.

Сначала для каждого пикселя с компонентами R, G, B ($R \in [0, 255]$, $G \in [0, 255]$, $B \in [0, 255]$) осуществляется расчет промежуточных коэффициентов r, g, b :

$$\begin{cases} r = \text{gamma}\left(\frac{R}{255}\right) \\ g = \text{gamma}\left(\frac{G}{255}\right), \\ b = \text{gamma}\left(\frac{B}{255}\right) \end{cases} \quad (2.17)$$

где $\text{gamma}(x)$ – функция, выполняющая следующие расчёты:

$$\text{gamma}(x) = \begin{cases} \left(\frac{x + 0,055}{1,055}\right)^{2,4} & \text{if } x > 0,04045 \\ \frac{x}{12,92} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.18)$$

Тогда в цветовой модели XYZ каждый пиксель будет описываться компонентами X, Y, Z, рассчитанными следующим образом по (2.19) и (2.20):

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = M \times \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

$$M = \begin{bmatrix} 0,4124 & 0,3567 & 0,1805 \\ 0,2126 & 0,7152 & 0,0722 \\ 0,0193 & 0,1192 & 0,9505 \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Для конвертации изображения из цветовой модели XYZ в Lab применяются следующие общеизвестные вычисления:

$$\begin{cases} L = 116 \cdot f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \\ a = 500 \cdot \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right] \\ b = 200 \cdot \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right] \end{cases} \quad (2.21)$$

В данном случае функция $f(t)$ выполняет следующие вычисления:

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{if } t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.22)$$

С учетом всего выше сказанного конечная версия модифицированного алгоритма для сегментации изображения будет выглядеть следующим образом (рисунок 2.6)

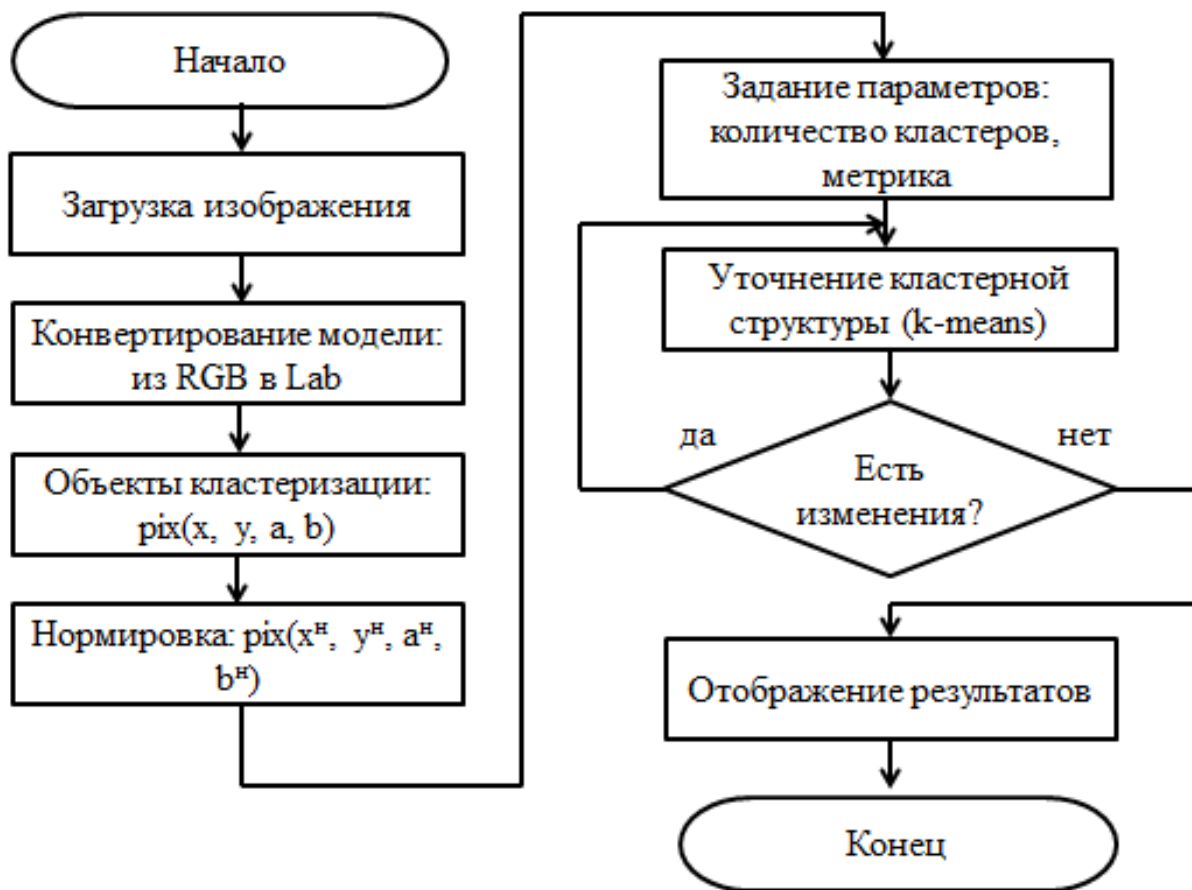


Рисунок 2.6 – Алгоритм сегментации изображения учетом расположения пикселей и цветовой модели Lab

Результаты тестирования предложенного алгоритма будут рассмотрены в третьей главе бакалаврской работы.

3 ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ РЕШЕНИЙ

3.1 Описание разработанного программного обеспечения

Для того чтобы на практике тестировать возможности предложенного алгоритма сегментации изображений для его реализации на языке Java в IDE NetBeans было спроектировано и разработано программное обеспечение.

Разработанное программное обеспечение обладает следующими особенностями:

- наличия графического интерфейса;
 - реализация предложенного алгоритма сегментации изображений;
 - загрузка изображений из файлов большинства популярных растровых форматов (png, jpg, gif);
 - поддержка возможности задания одной из трех метрик при сегментации изображений (Евклида, Манхэттен, Чебышева);
 - встроенная реализация конвертирования цветовой модели RGB в модель LAB;
 - возможность задания требуемого количества сегментов;
 - визуализация результатов сегментации изображения;
 - возможность просмотра промежуточных результатов сегментации на каждой итерации работы алгоритма;
- возможность задания через графический интерфейс программы коэффициентов учета положения и цвета пикселей (K_p и K_c);

Интерфейс главного окна программы (с основными элементами управления) представлен на рисунке 3.1.

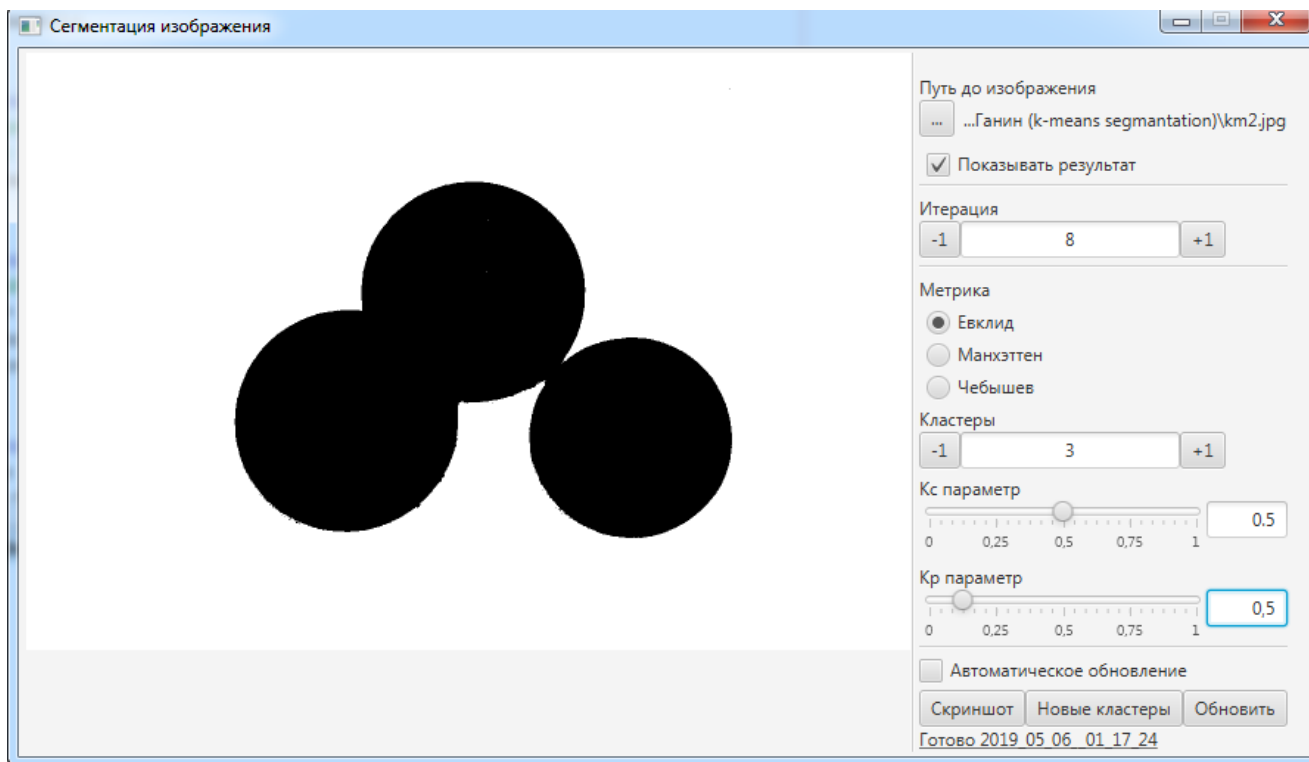


Рисунок 3.1 – Главное окно разработанного программного обеспечения

3.2 Тестирование предложенного алгоритма сегментации

Тестирование алгоритма проводилось на изображениях, взятых из Интернета и содержащих в себе:

- актера на зеленом фоне (таблица 1);
- россыпь монет на столе (таблица 2).

При сегментации в первом случае требовалось оделить актера от фона, а во втором случае требовалось отделить изображения монет от заднего плана.

При выполнении сегментации изображения сравнивались результаты работы стандартного алгоритма основанного на k-means с результатами, полученными с помощью разработанного алгоритма. Во всех случаях количество кластеров задавалось равное 3.

Таблица 1 – Сравнение результатов сегментации исходного изображения

	
<p>Исходное изображение, цветовая модель RGB</p>	<p>Стандартная сегментация с использованием алгоритма k-means; цветовая модель – RGB, количество кластеров – 3</p>
	
<p>Параметры сегментации: $K_p = 0,5$; $K_c = 0,2$; используемая метрика – Евклида; цветовая модель – Lab; количество кластеров – 3.</p>	<p>Параметры сегментации: $K_p = 0,5$; $K_c = 0,5$; используемая метрика – Евклида; цветовая модель – Lab; количество кластеров – 3.</p>

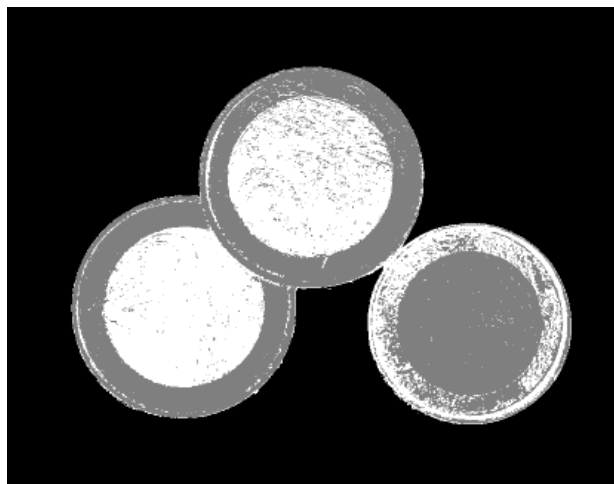
Таблица 2 – Сравнение результатов сегментации исходного изображения



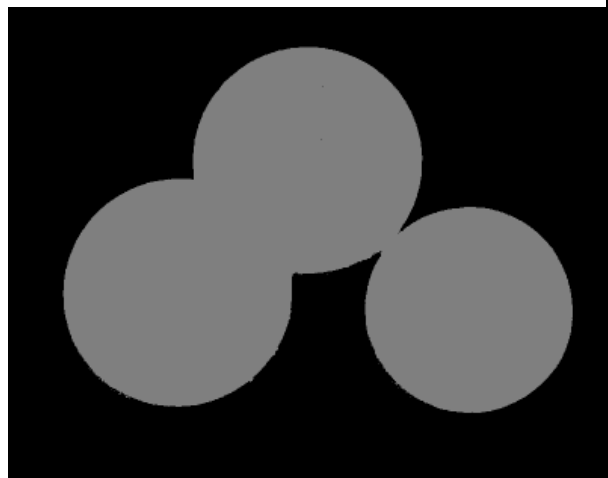
Исходное изображение, цветовая модель RGB



Стандартная сегментация с использованием алгоритма k-means; цветовая модель – RGB, количество кластеров – 3



Параметры сегментации: $K_p = 0,5$; $K_c = 0,3$; используемая метрика – Евклида; цветовая модель – Lab; количество кластеров – 3.



Параметры сегментации: $K_p = 0,5$; $K_c = 0,5$; используемая метрика – Евклида; цветовая модель – Lab; количество кластеров – 3.

В первом случае (таблица 1) стандартный алгоритм, основанный на k-means, цветовой модели RGB и без учета расположения пикселей выдает неудовлетворительные результаты: части лица, ладони, галстук и микрофонная стойка были отнесены к сегменту пикселей, содержащих в себе фон (сегмент показан черным цветом). При этом алгоритм посчитал нужным отнесение белой рубашки в отдельный сегмент.

Учет близости расположения пикселей в рамках разработанного алгоритма (при $K_p = 0,5$; $K_c = 0,2$) позволил улучшать результаты сегментации. Но как видно из результатов тестирования, наилучший вариант сегментации пикселей достигается при использовании разработанного алгоритма при $K_p = 0,5$; $K_c = 0,5$. В этом случае первый сегмент содержит в себе фон, второй сегмент – актера, а третий сегмент – остается пустым (на самом деле туда попадает несколько пикселей, но их количество настолько незначительное, что можно считать сегмент пустым).

Во втором случае (таблица 2) результаты повторяются. Стандартный алгоритм, основанный на k-means, цветовой модели RGB и без учета расположения пикселей не может выделить монеты целиком в отдельный сегмент. Использование разработанного алгоритма при $K_p = 0,5$; $K_c = 0,3$ дает удовлетворительные результаты - при объединении двух сегментов (белого и серого) в один монеты будут выделены полностью. Наилучший результат достигается при $K_p = 0,5$; $K_c = 0,5$ - фон, также как и монеты выделены в отдельные сегменты.

Таким образом, на практике доказана состоятельность предложенного алгоритма.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

По результатам выполнения бакалаврской работы были сделаны следующие выводы:

1. Обзор современных научных статей показал, сегментация изображений является один из этапов решения задач анализа изображений, поэтому перспективной задачей является развитие алгоритмов сегментации с целью повышения точности ее работы.

2. Наиболее распространёнными алгоритмы сегментации изображений: пороговая сегментация, WaterShed, FloodFill, сегментация на основе k-means.

3. В ходе выполнения бакалаврской работы разработан алгоритм сегментации изображений, основанный на алгоритме кластеризации k-means. При этом объектами кластеризации являются пиксели изображения. При кластеризации используются не только компоненты, отвечающие за цвет пикселей, но и их координаты по оси x и y . При этом в алгоритме можно указывать вес учета каждой из категории параметров с помощью коэффициентов K_p , K_c . Если коэффициенты равны, то значимости параметров цвета пикселя и его положения будут при сегментации учитываться как равнозначные. В предложенном алгоритме сегментации также предусмотрен перевод цветовой модели в формат Lab и игнорирование при кластеризации компонента L. Это объясняется тем, что компоненты a и b за базовый цвет пикселя, а компонент L за яркость (насыщенность) базового цвета. Игнорирование компонента L позволяет при сегментации рассматривать разные оттенки базового цвета, как один и тот же цвет.

5. Тестирование предложенного алгоритма сегментации изображения показывает, что он превосходит по точности работы свой ближайший аналог – алгоритм основанный на k-means, цветовой модели RGB и без учета расположения пикселей. Результаты сравнения представлены в 3 главе.

6. В ходе выполнения бакалаврской работы было разработано и протестировано программное обеспечение, реализующее предложенный алгоритм сегментации изображений.

В ходе выполнения бакалаврской работы было опубликовано статья на тему сегментации изображения с использованием предложенного алгоритма.

Основные результаты работы были доложены на V Международной научно-практической конференции (школы-семинара) молодых ученых «Прикладная математика и информатика: современные исследования в области естественных и технических наук»

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Vemuri B. Multiresolution adaptive K-means algorithm for segmentation of brain MRI [Text] / B. C. Vemuri, S. Rahman, J. Li // Third International Computer Science Conference – ICSC '95 Hong Kong, December 11–13, 1995 Proceedings. ICSC 1995: Image Analysis Applications and Computer Graphics. – Springer, Berlin, Heidelberg. – pp. 347-354
2. Filipczuk P. Automatic Breast Cancer Diagnosis Based on K-Means Clustering and Adaptive Thresholding Hybrid Segmentation [Text] / Paweł Filipczuk, Marek Kowal, Andrzej Obuchowicz // Image Processing and Communications Challenges 3 – Advances in Intelligent and Soft Computing – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2011. – pp. 295-302
3. Zhang M. A Customer Segmentation Model Based on Affinity Propagation Algorithm and Improved Genetic K-Means Algorithm [Text] / Meiyang Zhang, Zili Zhang, Shi Qiu // 10th IFIP TC 12 International Conference, IIP 2018, Nanning, China, October 19-22, 2018, Proceedings – IIP 2018: Intelligent Information Processing IX. – IFIP International Federation for Information Processing 2018. – pp. 321-327
4. Huang Z. Chinese Historic Image Threshold Using Adaptive K-means Cluster and Bradley's [Text] / Zhi-Kai Huang, Yong-Li Ma, Li Lu, Fan-Xing Rao, Ling-Ying Hou // 12th International Conference, ICIC 2016, Lanzhou, China, August 2-5, 2016, Proceedings, Part III – ICIC 2016: Intelligent Computing Methodologies. – Springer International Publishing Switzerland 2016. – pp. 171-179
5. Leydier Y. Serialized k-Means for Adaptive Color Image Segmentation [Text] / Yann Leydier, Frank Le Bourgeois, Hubert Emptoz // 6th International Workshop, DAS 2004, Florence, Italy, September 8 - 10, 2004. Proceedings – DAS 2004: Document Analysis Systems VI. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2004. – pp. 252-263

6. Tian Y. An Adaptive Threshold Algorithm for Moving Object Segmentation [Text] / Yumin Tian, Dan Wang, Risan Lin, Qichao Chen // CCF Chinese Conference, CCCV 2015, Xi'an, China, September 18-20, 2015, Proceedings, Part I – CCCV 2015: Computer Vision. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2015. – pp. 230-239

7. Xin D. SOR Based Fuzzy K-Means Clustering Algorithm for Classification of Remotely Sensed Images [Text] / Dong-jun Xin, Yen-Wei Chen // 10th International Symposium on Neural Networks, Dalian, China, July 4-6, 2013, Proceedings, Part I – ISNN 2013: Advances in Neural Networks – ISNN 2013. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2013. – pp. 375-382

8. Klepaczko A. Automated Segmentation of Endoscopic Images Based on Local Shape-Adaptive Filtering and Color Descriptors [Text] / Artur Klepaczko, Piotr Szczypiński // International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, ACIVS 2010, Sydney, Australia, December 13-16, 2010, Proceedings, Part I – ACIVS 2010: Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2010. – pp. 245-254

9. Wu Y. Multi-scale Medical Image Segmentation Based on Salient Region Detection [Text] / Yingxue Wu, Xi Zhao, Guiyang Xie, Yangkexin Liang, Wei Wang, Yue Li // Chinese Conference on Biometric Recognition 10th Chinese Conference, CCBR 2015, Tianjin, China, November 13-15, 2015, Proceedings – CCBR 2015: Biometric Recognition. – Springer International Publishing Switzerland 2015. – pp. 624-632

10. Vemuri B. Multiresolution adaptive K-means algorithm for segmentation of brain MRI [Text] / B. C. Vemuri, S. Rahman, J. Li // Third International Computer Science Conference, ICSC '95 Hong Kong, December 11–13, 1995 Proceedings – ICSC 1995: Image Analysis Applications and Computer Graphics. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 1995. – pp. 347-354

11. Gou Sh. Spectral Clustering Based on Dictionary Learning Sampling for Image Segmentation [Text] / Shuiping Gou, Jingyu Yang,

Tiantian Yu // International Conference on Intelligent Science and Intelligent Data Engineering. Second Sino-foreign-interchange Workshop, IScIDE 2011, Xi'an, China, October 23-25, 2011, Revised Selected Papers – IScIDE 2011: Intelligent Science and Intelligent Data Engineering. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2012. – pp. 334-340

12. Xue X. Detection of Overlapped Apples in Orchard Scene Using Improved K-means and Distance Least Square [Text] / Xia Xue, Zhou Guomin, Qiu Yun, Li Zhuang, Wang Jian, Hu Lin, Fan Jingchao, Guo Xiuming // International Conference on Computer and Computing Technologies in Agriculture – 11th IFIP WG 5.14 International Conference, CCTA 2017, Jilin, China, August 12-15, 2017, Proceedings, Part I: Computer and Computing Technologies in Agriculture XI. – IFIP International Federation for Information Processing 2019. – pp. 269-284

13. Ghosh S. Aggregation Pheromone Density Based Image Segmentation [Text] / Susmita Ghosh, Megha Kothari, Ashish Ghosh // 5th Indian Conference, ICVGIP 2006, Madurai, India, December 13-16, 2006. Proceedings – Computer Vision, Graphics and Image Processing. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2006. – pp. 118-127

14. Jiang Y. Fast and Effective Image Segmentation via Superpixels and Adaptive Thresholding [Text] // Yunsheng Jiang, Jinwen Ma // International Symposium on Neural Networks – 11th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2014, Hong Kong and Macao, China, November 28- December 1, 2014. Proceedings: Advances in Neural Networks – ISNN 2014. – Springer International Publishing Switzerland 2014. – pp. 568-575

15. Li T. K-Means Optimization Algorithm Based on Tightness Mutation [Text] / Tie Fei Li, Jian Fei Ma, Rui Xin Yang, Di Wu, Yan Guang Shen // International Conference on Geo-informatics in Sustainable Ecosystem and Society – 6th International Conference, GSES 2018, Handan, China, September 25–26, 2018, Revised Selected Papers: Geo-informatics in Sustainable

Ecosystem and Society. – Springer Nature Singapore Pte Ltd. 2019. – pp. 146-156

16. Gllavata J. Adaptive Fuzzy Text Segmentation in Images with Complex Backgrounds Using Color and Texture [Text] / Julinda Gllavata, Bernd Freisleben // International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns – 11th International Conference, CAIP 2005, Versailles, France, September 5-8, 2005. –Proceedings: Computer Analysis of Images and Patterns. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2005. – pp. 756-765

17. Fu L. A Robust Text Segmentation Approach in Complex Background Based on Multiple Constraints [Text] / Libo Fu, Weiqiang Wang, Yaowen Zhan // Pacific-Rim Conference on Multimedia – 6th Pacific Rim Conference on Multimedia, Jeju Island, Korea, November 13-16, 2005, Proceedings, Part I: Advances in Multimedia Information Processing - PCM 2005. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2005. – pp. 594-605

18. Pachai Ch. Unsupervised and Adaptive Segmentation of Multispectral 3D Magnetic Resonance Images of Human Brain: A Generic Approach [Text] / Chahin Pachai, Yue Min Zhu, Charles R. G. Guttman, Ron Kikinis, Ferenc A. Jolesz, Gérard Gimenez, Jean-Claude Froment, Christian Confavreux, Simon K. Warfield // International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – 4th International Conference Utrecht, The Netherlands, October 14–17, 2001. Proceedings: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2001. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2001. – pp. 1067-1074

19. Shi R. An Adaptive Image Content Representation and Segmentation Approach to Automatic Image Annotation [Text] / Rui Shi, Huamin Feng, Tat-Seng Chua, Chin-Hui Lee // International Conference on Image and Video Retrieval – Third International Conference, CIVR 2004, Dublin, Ireland, July 21-23, 2004. Proceedings: Image and Video Retrieval. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2004. – pp. 545-554

20. Ouadfel S. Unsupervised Image Segmentation Using a Colony of Cooperating Ants [Text] / Salima Ouadfel, Mohamed Batouche // International Workshop on Biologically Motivated Computer Vision – Second International Workshop, BMCV 2002 Tübingen, Germany, November 22–24, 2002 Proceedings: Biologically Motivated Computer Vision. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2002. – pp. 109-116

