

*На правах рукописи*

*Э.Х.*

**Эль-Хатиб Самер Аднан Ибрагим**

**РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ  
СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ  
БИОНИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ**

Специальность 05.13.17 – Теоретические основы информатики

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Таганрог – 2017

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Южный федеральный университет» (ЮФУ).

Научный руководитель: **Родзин Сергей Иванович**,  
кандидат технических наук, доцент,  
ФГАОУ ВО ЮФУ, кафедра «Математическое  
обеспечение и применение ЭВМ», профессор  
(г. Таганрог)

Официальные оппоненты: **Лябах Николай Николаевич**,  
доктор технических наук, профессор,  
ФГБОУ ВО «Ростовский государственный  
университет путей сообщения», профессор  
кафедры «Информатика» (г. Ростов-на-Дону)

**Береза Андрей Николаевич**,  
кандидат технических наук, доцент,  
институт сферы обслуживания и  
предпринимательства (филиал) ФГБОУ ВО  
«ДГТУ» в г. Шахты, доцент кафедры  
«Информационные системы и радиотехника»  
(г. Шахты)

Ведущая организация: ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский  
политехнический университет Петра  
Великого» (г. Санкт-Петербург)

Защита состоится «29» сентября 2017 года в 14-00 часов на заседании объединенного диссертационного совета Д 999.065.02 на базе ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет» и ФГБОУ ВО «Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) им. М. И. Платова» по адресу: 347929, Россия, Ростовская обл., г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44, аудитория Д-406.

С диссертацией можно ознакомиться в Зональной научной библиотеке ФГАОУ ВО ЮФУ им. Ю. А. Жданова, расположенной по адресу: 344103, г. Ростов-на-Дону, ул. Зорге, 21Ж, а также на библиотечном портале ЮФУ <http://hub.sfedu.ru/diss/announcement/04acfd27-750f-4644-83ba-105238eb0219/>

Отзыв на автореферат, заверенный гербовой печатью организации, просим направлять учёному секретарю диссертационного совета Д 999.065.02 по адресу: 347928, Ростовская обл., г. Таганрог, ГСП-17А, пер. Некрасовский, 44.

Автореферат разослан «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2017 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета Д 999.065.02  
доктор технических наук, профессор



А.Н. Целых

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы исследования.** Разработка методов распознавания изображений является одной из актуальных и трудных задач теоретической информатики. При создании систем распознавания, к которым предъявляются повышенные требования по точности и производительности, возникает необходимость применения новых методов автоматизации процедуры распознавания изображений. Несмотря на то, что задача разработки методов распознавания изображений, хорошо исследована в теоретическом плане, однако универсального метода ее решения не существует, а практическое решение представляется очень трудным. Существует определенная зависимость эффективности работы методов распознавания от априорных данных и условий работы системы, которые не всегда позволяют решать задачу распознавания с достаточно высокой эффективностью.

При компьютерной обработке и распознавании изображений решается широкий круг задач. Одним из основных этапов распознавания является процесс деления изображения на неперекрывающиеся области (сегменты), покрывающие все изображение и однородные по некоторым признакам. Сегментация упрощает анализ однородных областей изображения, а также яркостных и геометрических характеристик. Реализация сегментации осуществляется с помощью специальных методов. Их целью является отделение анализируемого объекта, структуры или области интереса от окружающего фона. Это сложная задача, качество выполнения которой существенно влияет на точность и на возможность последующего компьютерного анализа изображений, поскольку возникают трудности, связанные с шумами, размытием изображений и т.д.

Сегментация изображений является актуальной научно-практической задачей, решение которой оказывает существенное влияние на результаты анализа и распознавания изображений. Сегментация – результат понимания изображения, инструмент для его распознавания. Создание эффективных методов сегментации позволит повысить качество и скорость обработки изображений по сравнению с известными методами.

**Степень разработанности темы.** Для решения задачи сегментации изображений было разработано много методов, базирующихся на яркостной, градиентной и текстурной информации изображения. Результаты исследований методов сегментации и распознавания изображений изложены в работах отечественных и зарубежных ученых: В.П. Вежневца, Р. Вудса, Р. Гонсалеса, И.П. Гурова, Р. Дуда, Ю.И. Журавлева, В.С. Киричука, А.Г. Коробейникова, Д. Кэнни, Б.М. Миллера, У. Прэтта, Д. Прюитта, К. Рао, Л. Робертса, С.З. Савина, В.В. Сергеева, И. Собеля, В.А. Сойфера, Л.Т. Сушковой, П. Фелзенвалба, К. Фу, Я.А. Фурмана, Р. Харалика, Д. Хаттенлохера, Х. Щарра, С.В. Яблонского, Л.П. Ярославского.

Поскольку в общем случае задача сегментации изображений не решена, возникает необходимость в разработке и реализации усовершенствованных методов и алгоритмов сегментации изображений. Направлениями совершенствования являются максимальное соответствие сегментированной

области реальному объекту, работа в режиме реального времени, низкая вероятность ошибок.

Востребованными областями распознавания цифровых изображений являются медицина, картография, промышленность, искусство и др. Одной из главных проблем теоретической информатики является анализ и распознавание сложноструктурированных изображений. Сложноструктурированные изображения являются семантически насыщенными изображениями и состоят из большого количества объектов различных видов, каждый из которых обладает собственными значимыми характеристиками. Примерами сложноструктурированных изображений могут быть топографические карты, снимки поверхности Земли из космоса и т.д. Эти изображения имеют свои особенности. Они компактны и малоконтрастны по сравнению с окружающим фоном и являются сложными, размерными и вариабельными. Это накладывает повышенные требования к точности детектирования образований и объектов на изображениях, является основным фактором, который ограничивает применение известных подходов для сегментации изображений.

Авторская гипотеза состоит в том, что подходящим способом для эффективного решения задачи сегментации сложноструктурированных изображений является использование математических преобразований, описывающих коллективное поведение децентрализованной самоорганизующейся системы, состоящей из множества агентов, локально взаимодействующих между собой и с окружающей средой для достижения предопределенной цели. В природе примерами подобного рода систем являются роевые системы. Каждый агент функционирует автономно, используя правила. В то же время, алгоритм поведения всей системы получается на удивление разумным. Роевой интеллект рассматривается в теоретической информатике как эффективная процедура оптимизации, которой присуща масштабируемость; гибкость; отсутствие жесткой структуры; простота правил поведения агентов.

Важным свойством алгоритмов роевого интеллекта является зависимость их эффективности от используемых в алгоритмах эвристических коэффициентов. Эти коэффициенты могут принимать бесконечное число значений из некоторого диапазона. Поэтому встает вопрос об их подборе и целесообразности проведения экспериментальных исследований на всемирно распространенных тестовых задачах и бенчмарках из библиотек, посвященных распознаванию изображений, чтобы выяснить оптимальные значения коэффициентов и оценить вычислительную сложность роевых алгоритмов.

Ответы на эти и некоторые другие вопросы могли бы в значительной мере конкретизировать и прояснить перспективы применения методов роевого интеллекта для сегментации изображений. Получение теоретической оценки роевых методов сегментации, позволило бы расширить сферу применения бионических моделей в теории распознавания изображений, получить новые научные данные о путях развития объекта исследований, повысить их продуктивность в области сегментации изображений и показать их практический потенциал.

**Цель и задачи диссертации.** Цель заключается в повышении точности и скорости решения задачи сегментации изображений, имеющей существенное значение для разработки методов анализа и распознавания изображений, на основе использования бионических моделей роевого интеллекта.

В диссертации содержится решение следующей **научной проблемы**: при заданных исходных изображениях в виде набора пикселей с такими визуальными свойствами, как яркость, цвет, текстура, а также определенного размера, уровня шума, контрастирования и качества, необходимо в пределах имеющихся ресурсов найти такую разметку цифровых изображений на определенное количество регионов, которая обеспечивает высокую точность и качество распознавания изображений.

Для решения научной проблемы и достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- анализ существующих методов и алгоритмов сегментации изображений и выделения границ объектов, выявление и обоснование подходов наиболее пригодных для достижения поставленной цели;

- разработка, исследование и применение моделей и методов роевого интеллекта для решения задачи сегментации изображений с учетом критериев точности и скорости распознавания;

- теоретическая и экспериментальная оценка потенциала роевых методов сегментации с целью расширения сферы применения бионических моделей в теории распознавания изображений, получения новых научных данных о путях развития исследований в области сегментации изображений, повышении их продуктивности;

- реализация и тестирование разработанных методов путем разработки специализированного программного обеспечения для сравнения разработанных методов с конкурирующими методами на всемирно распространенных тестовых задачах из библиотек бенчмарков.

**Методы исследований.** При решении сформулированных в работе задач использовались методы роевого интеллекта, методы кластеризации данных, методы эволюционных вычислений, теория дрейф-анализа, теория множеств, математической статистики, математического моделирования, методы объектно-ориентированного проектирования и программирования.

**Научная новизна.** В работе получены следующие новые научные **результаты, которые выносятся на защиту**:

- биоинспирированный муравьиный метод сегментации изображений, отличающийся использованием быстрого кластерного анализа (*k-means*) для переычисления центра каждого сегмента и применением суперпозиции нескольких критериев оптимальности решений с учетом, как цветовых, так и геометрических характеристик изображения, что позволяет повысить качество обработки изображений в среднем на величину 8,7% по сравнению с известными методами, а также применять метод для сегментации зашумленных и контрастных изображений;

- гиперэвристический роевой метод сегментации изображений, отличающийся от известных выбором, комбинированием и адаптацией в

процессе поиска решения нескольких подчиненных эвристик в зависимости от качества исходных изображений (без артефактов и искажений, зашумленные, размытые, контрастные), а также применением динамического весового коэффициента инерции, что позволяет повысить качество и снизить время обработки изображений (в среднем на 9%) по сравнению с известными методами. Метод способен работать, как в автоматическом, так и в интерактивном режимах;

- оптимальные параметры настройки муравьиного и роевых методов сегментации, реализующие механизмы управления процессом поиска в пространстве решений, что обеспечивает высокую скорость и точность работы методов, препятствует их преждевременной сходимости в локальных оптимумах;

- полиномиальные теоретические и экспериментальные оценки трудоемкости муравьиного и роевых методов сегментации изображений, полученные на основе теорем дрейф-анализа и подтвержденные экспериментально на наборах реальных изображений и бенчмарок из известных международных библиотек.

**Теоретическая значимость работы** состоит в повышении точности и скорости сегментации изображений за счет использования разработанных бионических методов с доказанными полиномиальными оценками трудоемкости. Теоретически обоснованы и экспериментально установлены оптимальные параметры настройки методов для сегментации изображений.

**Практическая значимость работы** состоит в возможности использования разработанного программного обеспечения разработчиками систем распознавания изображений, в частности, медицинских снимков, для повышения оперативности и качества процедур диагностирования областей интереса.

Результаты диссертации получены при выполнении научно-исследовательских работ:

- на кафедре «Автоматизированные системы управления» Донецкого национального технического университета по теме "Разработка и исследование методов построения компьютерных систем технической и медицинской диагностики" (2012–2015 гг.);

- в Институте компьютерных технологий и информационной безопасности ЮФУ по теме проектной части государственного задания в сфере научной деятельности «Разработка теории и основных принципов эволюционных вычислений для поддержки принятия оптимальных решений при проектировании многоцелевых интеллектуальных систем» (2016 г.);

- по гранту РФФИ «Развитие теории и применение метаэвристических моделей, методов и алгоритмов для трансвычислительных задач принятия оптимальных решений» (2016–2017 гг.).

Разработанные методы и программное обеспечение используются:

- в Институте неотложной и восстановительной хирургии им. В.К. Гусака (г. Донецк) в рамках научно-исследовательских работ в отделе

неотложной кардиологии и кардиохирургии, что подтверждается соответствующими актами;

- в учебном процессе Донецкого национального технического университета на кафедре «Автоматизированные системы управления» и на кафедре математического обеспечения и применения ЭВМ Института компьютерных технологий и информационной безопасности Южного федерального университета.

**Степень достоверности и апробация результатов.** Достоверность и обоснованность использованных методов исследования и полученных научных результатов подтверждается непротиворечивостью известным данным, высокой степенью сходимости теоретически полученных результатов с полученными экспериментальными данными для реальных изображений и бенчмарок известных международных библиотек.

Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях: региональной межвузовской конференции «Young scientists' researches and achievements in science» (Донецк, 2013), VIII всеукраинской конференции «Современные тенденции развития информационных технологий в науке, образовании и экономике» (Луганск, 2014), XVIII международной конференции «Нейроинформатика-2016» (Москва, НИЯУ МИФИ, 2016), XIX международной конференции «Мягкие вычисления и измерения» (Санкт-Петербург, СПбГЭТУ, 2016), Конгрессе по интеллектуальным системам и технологиям IS&IT (Дивноморск, 2016), III международной конференции «Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине ITSMSSM» (Томск, 2016).

**Публикации.** По теме диссертационной работы опубликованы 14 печатных работ, отражающих основные положения исследования, в том числе 3 статьи в журналах, рекомендованных ВАК РФ; 1 статья – в изданиях, индексируемых в библиографических базах *Scopus* и *Web of Science*, 12 статей – в изданиях, индексируемых в библиографической базе РИНЦ. В рамках диссертационной работы получено свидетельство о регистрации программ для ЭВМ «Программа сегментации МРТ-снимков с использованием модифицированных алгоритмов муравьиных колоний и роя частиц» (№ 2016616997 от 23.06.2016).

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, 4 разделов, заключения, списка использованной литературы из 120 наименований. Общий объем работы 178 стр., иллюстраций – 77, таблиц – 18.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность проблемы, сформулирована цель и основные задачи исследования, представлены новые научные результаты, сведения о практическом использовании, апробации работы, о публикациях по теме диссертации и личном вкладе соискателя.

**В первой главе** диссертации приводится обзор и сравнительный анализ существующих методов и алгоритмов сегментации изображений. Установлено,

что универсального подхода не существует, эффективность работы алгоритмов сегментации зависит от априорных данных и условий работы системы, которые не всегда позволяют решать задачу сегментации с достаточно высокой точностью. Обосновывается возможность применения математических преобразований, описывающих бионические модели коллективного поведения децентрализованной самоорганизующейся системы, возможно, в комбинации с известными автоматическими и интерактивными подходами для эффективного решения задачи сегментации изображений. Сформулирована общая постановка научной проблемы исследования, а также вытекающие из нее конкретные задачи и направления диссертационного исследования.

**Во второй главе** приводится общая постановка задачи сегментации изображений. Пусть  $I$  обозначает всю область изображения. Процесс сегментации заключается в разбиении изображения  $I$  на  $K$  областей  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_K\}$  таких, что выполняются следующие условия:

- 1)  $I = \bigcup_{i=1..K} S_i$ ;
- 2)  $\forall i, j = \overline{1, K} : i \neq j, S_i \cap S_j = \emptyset$ ;
- 3)  $\forall i = \overline{1, K}, P(S_i) = \text{истина}$ ;
- 4)  $\forall i, j = \overline{1, K}, P(S_i \cup S_j) = \text{ложь}$ .

где  $P$  – некоторый логический предикат, определенный на точках множества  $S_i$ .

Условие 1 означает, что каждый пиксель изображения  $I$  должен принадлежать некоторой области. Условие 2 показывает, что области не должны пересекаться. Условие 3 касается свойств, которые должны соблюдаться в пределах одного кластера. Условие 4 означает, что любые две области  $S_i, S_j$  должны быть различимы в смысле предиката  $P$ .

Для тестирования метода сегментации используется набор известных сложноструктурированных изображений компании *Ossirix*.

Особенностью рассматриваемого вида сложноструктурированных изображений, является то, что они не исключают ошибок в интерпретации полученных результатов, обусловленные, в основном, техническими особенностями метода диагностики. Данные ошибки в теоретической информатике принято называть артефактами. Артефакты – это погрешности, которые значительно ухудшают качество визуализации. В зависимости от возможных артефактов различают изображения хорошего качества, «зашумленные», «размытые» и «контрастные».

Большое количество вариаций изображений не позволяет найти однозначный универсальный метод решения задачи сегментации. Подходящим способом для эффективного решения задачи сегментации изображений является использование математических преобразований, описывающих коллективное поведение децентрализованной самоорганизующейся системы, состоящей из множества агентов, локально взаимодействующих между собой и с окружающей средой для достижения заданной цели. В природе примерами подобного рода бионических систем является колония муравьев. Методам, основанным на поведении муравьиных колоний (*Ant Colony Optimization, ACO*),

присуща масштабируемость, гибкость, простота правил поведения агентов, эффективность решения оптимизационных задач.

Эти методы показали свою конкурентоспособность при решении многих *NP*-трудных трансвычислительных задач и представляют интерес для использования в задаче сегментации изображений. Необходимо выяснить насколько точно муравьиный метод может сегментировать изображения в сравнении с известными методами; какова оценка его вычислительной сложности; а также, каковы оптимальные значения параметров настройки и как они влияют на конечный результат сегментации.

Отличительной чертой предлагаемого бионического муравьиного метода сегментации является использование быстрого кластерного анализа (*k-means*) для перевычисления центра каждого сегмента и применение суперпозиции нескольких критериев оптимальности получаемых решений с учетом как цветовых, так и геометрических характеристик изображения. Изображение может быть, как цветным, так и полутоновым, с различными начальными условиями (шум, высокое контрастирование, размытость). Метод должен быть способен работать, как в интерактивном, так и в автоматическом режиме.

Управляющими параметрами для настройки метода являются следующие переменные:

- $K$  – количество кластеров, на которые необходимо разбить исходное изображение;
- $m$  – количество муравьев, которые непосредственно выполняют сегментацию;
- $n_{i0}$  – максимальное число итераций метода для поиска решения;
- $\alpha$  – параметр, контролирующий степень влияния уровня феромона;
- $\beta$  – эвристический параметр, контролирующий степень принадлежности пикселя определенному кластеру.

Основные положения метода заключаются в следующем. На первом этапе работы метода устанавливаются значения количества кластеров  $K$  и инициализируются их центры. Далее, определяется принадлежность каждого пикселя изображения определенному кластеру, согласно вероятности, которая обратно пропорциональна расстоянию между пикселем, центром кластера и переменной  $\tau$ , которая представляет уровень феромона:

$$P_i(X_n) = \frac{[\tau_i(X_n)]^\alpha [\eta_i(X_n)]^\beta}{\sum_{j=0}^K [\tau_j(X_n)]^\alpha [\eta_j(X_n)]^\beta} \quad (1)$$

где  $P_i(X_n)$  – вероятность принадлежности пикселя  $X_n$  кластеру  $i$ ;  $\tau_i(X_n)$  и  $\eta_i(X_n)$  – информация о феромоне и эвристическая переменная принадлежности пикселя  $X_n$  кластеру  $i$  соответственно.

Эвристическая информация  $\eta_i(X_n)$  вычисляется по формуле

$$\eta_i(X_n) = \frac{b}{CDist(X_n, CC_i) * PDist(X_n, PC_i)} \quad (2)$$

где  $CC_i$  –  $i$ -й спектральный кластерный центр;  $PC_i$  –  $i$ -й пространственный центр кластера;  $CDist(X_n, CC_i)$  – расстояние между  $(X_n, CC_i)$  согласно

цветовым характеристикам пикселей;  $PDist(X_n, PC_i)$  – евклидово расстояние между  $(X_n, PC_i)$  согласно расположения пикселя на изображении;  $b$  – константа, которая используется для балансировки значений  $\eta$  и  $\tau$ . В формуле (2) одновременно используется цветовая и геометрическая информация.

Важное значение для работы метода имеет целевая функция. В целевой функции гибридного муравьиного метода в качестве критерия поиска оптимального решения используется следующий набор правил:

1)  $\max(\sum_{i=1..m} \sum_{k=1..K-1} \sum_{j=k+1..K} CDist(C_k, C_j))$  – максимальное из значений сумм цветовых расстояний между кластерными центрами для всех муравьев, где  $CDist$  – цветовое расстояние между двумя пикселями,  $C_k$  – центр кластера  $k$ .

2)  $\min(\sum_{i=1..m} \sum_{k=1..K} \sum_{p=1..S_k} PDist(C_k, X_p))$  – минимальное значение из сумм геометрических расстояний между центрами кластеров и пикселями, входящими в кластер, где  $S_k$  – количество пикселей в кластере  $k$ ,  $PDist(C_k, X_p)$  – евклидово расстояние между  $C_k$  и  $X_p$ ;

3)  $\min(\sum_{i=1..m} \sum_{k=1..K} \sum_{p=1..S_k} CDist(C_k, X_p))$  – минимальное значение из сумм цветовых расстояний между центрами кластеров и пикселями, входящими в кластер, где  $CDist(C_k, X_p)$  – цветовое расстояние между  $C_k$  и  $X_p$ .

Целевая функция для муравья  $m_i$  имеет следующий вид:

$$f(m_i) = \left\{ \begin{array}{l} f_{1m_i} = \sum_{k=1..K-1} \sum_{j=k+1..K} CDist(C_{m_i k}, C_{m_i j}), f_{2m_i} = \sum_{k=1..K} \sum_{p=1..S_{m_i k}} PDist(C_{m_i k}, X_{m_i p}), \\ f_{3m_i} = \sum_{k=1..K} \sum_{p=1..S_{m_i k}} CDist(C_{m_i k}, X_{m_i p}) \end{array} \right\} \quad (3)$$

Выбор лучшего решения осуществляется как

$$f(best) = \left\{ \max(f_{1m_i}), \min(f_{2m_i}), \min(f_{3m_i}) \right\}_{i=1..m} \quad (4)$$

Наиболее простым и часто используемым способом для сведения многокритериальной задачи к однокритериальной является линейная свертка. Для этого задаются неотрицательные коэффициенты  $c_i$ , которые обозначают степень важности каждого критерия, и решается задача вида  $g(x) = \sum_{i=1}^m c_i f_i(x)$ , где  $x \in X, c_i \geq 0, i = 1..m, \sum_{i=1}^m c_i = 1$ .

Целевая функция для муравья  $i$  в выражении 3 может принимать вид

$$g(m_i) = \frac{f_{1m_i}}{3} + \frac{f_{2m_i}}{3} + \frac{f_{3m_i}}{3} \quad (5)$$

Выбор лучшего решения может быть получен, как

$$f(best) = \max(g(m_i))_{i=1..m} \quad (6)$$

При использовании в качестве лучшего решения линейной свертки нескольких критериев, важное значение имеет подбор коэффициентов свертки  $c_i$  и нормализация критериев. В выражении 5 используются равнозначные коэффициенты,  $c_i = \frac{1}{3}$ , т.к. выполнение всех трех обозначенных критериев

имеет равный приоритет. «Искусственная» нормализация может быть выполнена согласно шкале максимизации количества возможных вариантов цветов с максимальной интенсивностью для правил 1 и 3, правило 2 может быть нормализовано использованием оценочной суммы всех попарных расстояний для заданной прямоугольной области, которое часто используется на практике для предварительной оценки расстояний.

После того как выбрано лучшее решение, обновляется значение уровня феромона. Уровень феромона определяется пропорционально минимальному расстоянию между каждой парой центров кластеров и обратно пропорционально расстоянию между каждым пикселем и его центром. Таким образом, значение уровня феромона растет с увеличением дистанции между центрами кластеров, а также с увеличением компактности пикселей в кластере. При этих же условиях возрастает и вероятность присоединения пикселя к кластеру. Обновление уровня феромона предлагается производить согласно следующему выражению:

$$\tau_i(X_n) \leftarrow (1 - \rho)\tau_i(X_n) + \sum_i \Delta\tau_i(X_n) \quad (7)$$

где  $\rho$  – коэффициент испарения  $0 \leq \rho \leq 1$ , который воздействует на ранее установленный уровень феромона. Благодаря этому коэффициенту усиливается влияние более поздних приоритетных решений и ослабляется влияние более ранних решений. Параметр  $\Delta\tau_i(X_n)$  в выражении (7) представляет собой разницу в уровне феромона, по сравнению с предыдущим лучшим решением, то есть испарение феромона, которое вычисляется согласно выражению

$$\Delta\tau_i(X_n) = \begin{cases} \frac{Q * \text{Min}(k')}{\text{AvgCDist}(k', i) * \text{AvgPDist}(k', i)}, & \text{если } X_n \subset \text{кластеру } i \\ 0, & \text{в другом случае} \end{cases} \quad (8)$$

где  $Q$  – положительная константа, которая связана с величиной добавленного муравьями феромона;  $\text{Min}(k')$  – минимальное из цветовых расстояний между любыми двумя центрами кластеров, найденное муравьем  $k'$  (самым успешным муравьем);  $\text{AvgCDist}(k', i)$  – среднее значение цветовых расстояний и  $\text{AvgPDist}(k', i)$  – среднее значение пространственных евклидовых расстояний между каждым пикселем и центрами (цветовым и пространственным) для самого успешного муравья.

Значение уровня феромона на начальном этапе устанавливается равным 1. После вычисления и обновления уровня феромона, согласно процедуре  $K$ -средних, происходит обновление кластерных центров, путем пересчета среднего значения пикселей в каждом кластере. Это продолжается до тех пор, пока изменение значения кластерного центра существенно не меняется. Далее, процесс кластеризации продолжают выполнять  $m$  муравьев, каждый из которых в конечном итоге находит свое индивидуальное решение. После того, как  $m$  муравьев сегментировали изображение, выбирается лучшее решение для текущей итерации, для него увеличивается уровень феромона и происходит обновление всех центров кластеров согласно выбранному лучшему решению. Таким образом, на каждой итерации каждый из  $m$  муравьев находит индивидуальное решение, которое корректируется общим лучшим решением,

найденным всеми муравьями. Это повторяется, пока будет найдено решение, удовлетворяющее всем заданным условиям. При выполнении критерия останова кластеризация завершается (в качестве критериев останова может рассматриваться ограничение на число итераций  $n_{t0}$ , либо отсутствие изменения центров кластеров в течение некоторого количества итераций).

Результативность гибридного муравьиного метода зависит от параметров его настройки:  $m$ ,  $n_{t0}$ ,  $\tau_0$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ . Путем исследования на всемирно распространенных тестовых задачах из библиотек бенчмарков удалось определить оптимальные значения этих управляющих параметров и особенности их влияния на конечный результат сегментации.

Современным средством для оценивания трудоемкости эвристических алгоритмов является анализ, основанный на дрейф-теоремах. Следствием результатов дрейф-анализа является то обстоятельство, что оценка значения дрейфа превращается в оценку времени работы метода, а локальное свойство (дрейф решений за один шаг) преобразуется в глобальное свойство (время работы алгоритма до нахождения оптимума). Оценить дрейф решений оказалось проще.

Теоретически на основе известных дрейф-теорем было определено условие

$$E[d(\xi_k) - d(\xi_{k+1}) | d(\xi_k) > 0] \geq \min(d(f_1)) + \min(d(f_2)) + \min(d(f_3)), \quad (9)$$

выполнение которого гарантирует решение задачи сегментации изображений гибридным муравьиным методом в среднем за полиномиальное время. Здесь  $E$  – математическое ожидание дрейфа;  $d(\xi_k)$  – последовательность решений, порожденная муравьиным методом на  $k$ -м шаге;  $d(f_1)$  – максимальное значение цветовой интенсивности в кластере,  $d(f_2)$  – сумма геометрических расстояний между центрами кластеров и пикселями, входящими в кластер;  $d(f_3)$  – сумма цветовых расстояний между центрами кластеров и пикселями, входящими в кластер.

Установленная теоретически полиномиальная оценка была экспериментально подтверждена пространственной и временной оценками метода.

В частности, базовыми величинами для оценки пространственной сложности метода являлись количества пикселей изображения  $n$  и число муравьев  $m$ . Для хранения кластеров решений каждому из  $m$  муравьев требуется  $nB$  ячеек памяти, где  $B$  – количество ячеек памяти для хранения целого числа (8). Необходимо также хранить значения предыдущих кластеров для муравья, что составляет  $nB$  ячеек. Для хранения карты феромонов необходимо дополнительно  $nB$  ячеек памяти. Следовательно, одному муравью для хранения решений, а также карты феромонов требуется  $3nB$  ячеек памяти. Общие затраты памяти  $m$  муравьями составляют  $3nBm$  ячеек. Для хранения карты цветов изображения требуется  $4nB$  ячеек памяти. Тогда суммарно затраты памяти гибридного муравьиного алгоритма составляют  $(3nBm + 4nB)$  ячеек памяти.

При параллельном выполнении алгоритма затраты памяти равны

$$T^*(3nBm + 4nB), \quad (10)$$

где  $T$  – количество потоков.

Временная сложность метода зависит от числа итераций  $l$  (времени существования муравьиной колонии), количества пикселей изображения  $n$ , числа муравьев  $m$ , а также от числа кластеров. В разработанном гибридном муравьином методе общая временная сложность складывается из следующих операций, производимых с каждым муравьем на каждой итерации:

- операция включения пикселя в кластер с вероятностью  $P_i(X)$ ; сложность операции –  $O(n * k)$ ;

- операция пересчета кластерных центров –  $O(n)$ ;

- операции для расчета целевой функции

$$O_{fitness} = O(k * k) + 2 * O(n * k) = O(2 * (n + k) * k);$$

- операция выбора лучшей особи –  $O(m)$ ;

- операция обновление уровня феромона для муравья –  $O(n * k)$ .

Суммируя, получаем временную сложность метода:

$$O_{ACO} = l * m * (2 * O(n * k) + O(n) + O(m) + O(2 * (n + k) * k) * \lambda), \quad (11)$$

где  $\lambda > 1$  – корректирующий коэффициент, который зависит от вычислительной архитектуры.

**В третьей главе** отмечается, что существенным фактором при распознавании сложноструктурированных изображений является не только точность, но и быстродействие процедуры сегментации. В некоторых ситуациях быстродействие процедуры оказывается важнее, чем точность и выбор делается в пользу менее точной, но более быстрой процедуры. Параметры области однородности изображения могут оказаться неизвестными, поэтому для определения и оценки этих параметров приходится использовать те же данные, что и для проведения сегментации. Это означает, что метод сегментации должен быть полностью адаптивным, что снижает его точность. Задача состоит в построении метода адаптивного к различным моделям изображений.

Этим требованиям удовлетворяет разработанный гиперэвристический роевой метод сегментации изображений. Под гиперэвристикой понимается процедура поиска, направленная на автоматизацию процесса выбора, комбинирования и адаптации нескольких более простых эвристик для эффективного решения задачи. Главной идеей предлагаемого гиперэвристического метода является применение нескольких эвристик, каждая из которых имеет свои слабые и сильные места, а затем их использования в зависимости от текущего состояния решения.

Предлагаемая гиперэвристика представляет собой управляющую систему, в подчинении которой имеется три роевых биоинспирированных эвристики: *PSO-K-means*, *Exponential PSO*, *Elitist Exponential PSO*.

Постановка задачи сегментации изображений остается прежней – при заданных исходных изображениях в виде набора пикселей с такими визуальными свойствами, как яркость, цвет, текстура, а также определенного размера, уровня шума, контрастирования и качества, необходимо в пределах имеющихся ресурсов времени найти разметку изображений на  $K$  кластеров,

которая обеспечивает приемлемую точность и качество распознавания изображений.

При реализации эвристики *PSO-K-means*  $n$ -мерное пространство поиска населяется роем из  $m$  частиц (популяция решений). Координата  $i$ -й частицы ( $i \in [1: m]$ ) задается вектором  $x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n)$ , который определяет набор параметров оптимизации: скорость  $v_i(t)$  и местоположение  $x_i(t)$  в момент времени  $t$ . Местоположение частицы меняется в соответствии с формулой:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (12)$$

где  $x_i(0) \sim U(x_{\min}, x_{\max})$ .

Для каждой позиции  $n$ -мерного пространства поиска, в котором побывала  $i$ -я частица, вычисляется значение целевой функции  $f(x_i)$ . При этом запоминается лучшее значение целевой функции, а также координаты позиции в  $n$ -мерном пространстве, соответствующие этому значению целевой функции.

Коррекция каждой  $j$ -й координаты вектора скорости ( $j \in [1: n]$ )  $i$ -й частицы выполняется в соответствии с формулой:

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)] \quad (13)$$

где  $v_{ij}(t)$  –  $j$ -я компонента скорости ( $j=1, \dots, n_x$ )  $i$ -й частицы в момент  $t$ ;  $x_{ij}(t)$  –  $j$ -я координата позиции частицы  $i$ ;  $c_1, c_2$  – коэффициенты ускорения, являющиеся константами и определяющие поведение и эффективность *PSO-k-means*-эвристики в целом;  $r_{1j}(t), r_{2j}(t) \sim U(0,1)$  – случайные величины на отрезке  $[0,1]$ ;  $y_{ij}(t)$  и  $\hat{y}_j(t)$  – когнитивная (лучшая позиция  $i$ -й частицы по координате  $j$  ( $gbest$ )) и социальная составляющие роя.

Лучшая позиция ( $gbest$ ) в момент  $(t+1)$  рассчитывается по формуле:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) & \text{if } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) & \text{if } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (14)$$

Социальная составляющая роя  $\hat{y}_j(t)$  в момент  $t$  рассчитывается как

$$\hat{y}(t) \in \{y_0(t), \dots, y_{n_s}(t)\} | f(y(t)) = \min\{f(y_0(t), \dots, f(y_{n_s}(t)))\} \quad (15)$$

где  $n_s$  – общее число частиц роя.

При коррекции вектора скорости  $v_i$  используется модификация формулы (13):

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)], \quad (16)$$

в которой перед  $j$ -й координатой вектора скорости  $i$ -й частицы добавлен множитель  $\omega$  – весовой коэффициент инерции, поэтому скорость изменяется более плавно.

Здесь каждая частица  $x_i$  представляет  $K$  кластеров таким образом, что  $x_i = (m_{i1}, \dots, m_{ij}, \dots, m_{iK})$ , где  $m_{ij}$  представляет центр кластера  $j$  для частицы  $i$ .

Целевая функция для каждого набора кластеров рассчитывается как:

$$f(x_i, Z_i) = \omega_1 \bar{d}_{\max}(Z_i, x_i) + \omega_2 (z_{\max} - d_{\min}(x_i)) \quad (17)$$

где  $Z_{\max} = 2^s - 1$  для  $s$ -bit изображения;  $Z$  – матрица, отображающая связь между пикселем и принадлежностью кластеру для частицы  $i$ . Каждый элемент этой матрицы  $z_{ip}$  показывает, принадлежит ли пиксель  $z_p$  кластеру  $C_{ij}$  для частицы  $i$ . Константы  $\omega_1$  и  $\omega_2$  определяются пользователем;  $\bar{d}_{\max}$  – максимальное среднее евклидово расстояние от частиц до связанных с ними кластеров:

$$\bar{d}_{\max}(Z_i, x_i) = \max_{j=1..K} \left\{ \sum_{\forall Z_p \in C_{ij}} d(Z_p, m_{ij}) / |C_{ij}| \right\}, \quad (18)$$

$d_{\min}(x_i)$  – минимальное евклидово расстояние между парами кластерных центров:

$$d_{\min}(x_i) = \min_{\forall j_1, j_2, j_1 \neq j_2} \{d(m_{j_1}, m_{j_2})\} \quad (19)$$

Во время поиска, частицы обмениваются информацией между собой, на основании чего изменяют свое местоположение и скорость движения, используя глобальные и локальные решения на данный момент. Глобальное лучшее решение известно всем частицам, и в случае нахождения лучшего значения, корректируется.

Входными данными для эвристики *PSO-K-means* являются: количество кластеров  $K$ , на которые необходимо разбить исходное изображение; количество частиц  $m$ , которые непосредственно выполняют сегментацию; максимальное число итераций метода  $n_{i0}$  для поиска решения, коэффициенты ускорения  $c_1$  и  $c_2$  – личная и глобальная составляющие конечной скорости частицы.

Рассмотрим следующую подчиненную эвристику *Exponential PSO (EPSO)*, входящую в гиперэвристический роевой метод. Эвристика *EPSO* предпочтительна для сегментации «зашумленных» изображений. Входные данные аналогичны входным данным, используемым эвристикой *PSO-K-means*. Ниже приводится пошаговое описание эвристики *EPSO*.

Шаг 1. Выбор количества частиц в рое  $m$ , личного и глобального коэффициентов ускорения  $c_1$  и  $c_2$ , максимального количества итераций  $n_{i0}$ , количества кластеров  $K$ , определение границ для параметров поиска оптимума, параметров для целевой функции  $f$ , согласно формуле (17);

Шаг 2. Создать исходную популяцию пикселей (частиц) распределенных по пространству изображения;

Шаг 3. Рассчитать значения пикселей на основе целевой функции (17);

Шаг 4. Если текущий пиксель (текущая позиция частицы) лучше предыдущей, обновить ее согласно формуле (12);

Шаг 5. Определить лучший пиксель (частицу) среди всех;

Шаг 6. Обновить скорость пикселя согласно формуле (16). Рассчитать  $pbest$  (15) и  $gbest$  (14) – лучшие локальные и глобальные решения частиц (пикселей);

Шаг 7. Переместить частицу в новую позицию согласно формуле (12);

Шаг 8. Вернуться к шагу 3 до тех пор, пока условие окончания не выполнится.

Особенность эвристики *EPSO* состоит в том, что значение  $\omega$  не остается постоянным. Оно уменьшается с каждой итерацией от  $\omega = 0,9$  до  $\omega_{min} = 0,4$ . Процесс становится более быстрым и менее инертным, если инерционный вес  $\omega$  модифицировать и представить в экспоненциальном виде. Таким образом, движение частиц становится более быстрым и менее компактным. Предлагается  $\omega$  рассчитывать как

$$\omega = \omega e^{-\left(\frac{max-i}{max}\right)} + 0,4, \quad (20)$$

где  $max$  – максимальное число итераций;  $i$  – номер текущей итерации.

Третьей подчиненной эвристикой предлагаемого роевого метода является *Elitist Exponential PSO (EEPSO)*. Ее идея состоит в следующем. В формуле (13)  $r_1$  и  $r_2$  – нормально распределенные случайные числа. Если инерционный вес  $\omega$  небольшой, то существует вероятность преждевременной сходимости процесса. Эвристика *EEPSO* заключается во введении коэффициента темпа роста  $\beta$  для каждой частицы. Если значение целевой функции для частицы на  $t$ -й итерации больше, чем на  $(t-1)$ , тогда значение  $\beta$  увеличивается. После того, как значение  $pbest$  для всех частиц определено, обновляется текущее лучшее значение  $pbest$ . Значение  $gbest$  заменяется на  $pbest$  с наибольшим значением коэффициента  $\beta$ .

Шаги эвристики *EEPSO* схожи с шагами *EPSO*, кроме целевой функции:

$$f(x_i, Z_i, \beta_i) = \omega_1 \bar{d}_{max}(Z_i, x_i) + \omega_2 \beta_{max} (z_{max} - d_{min}(x_i)), \quad (21)$$

где  $\beta_{max}$  – максимально допустимая степень роста.

Входные данные аналогичны входным данным, используемым эвристикой *PSO-K-means*, но дополнительно необходимо использовать  $\beta_{max}$  – параметр максимально допустимой степени роста. Эвристику *EEPSO* целесообразно применять для «контрастных» снимков.

На результативность гиперэвристического роевого метода влияют параметры его настройки: количество кластеров  $K$ , количество частиц  $m$ , максимальное число итераций метода  $n_{i0}$ , коэффициенты ускорения  $c_1$  и  $c_2$ . Путем исследования на известных тестовых задачах из библиотек бенчмарков были определены оптимальные значения этих управляющих параметров и особенности их влияния на конечный результат сегментации.

Дрейф-анализ гиперэвристического роевого метода позволил определить условие

$$E[d(\xi_k) - d(\xi_{k+1}) | d(\xi_k) > 0] \geq \min(d(X)), \quad (22)$$

выполнение которого гарантирует решение задачи сегментации изображений данным методом в среднем за полиномиальное время. Здесь  $E$  – математическое ожидание дрейфа;  $d(\xi_k)$  – последовательность решений, порожденная роевым методом на  $k$ -м шаге;  $d(X)$  – сумма расстояний между центрами кластеров и пикселями, входящими в кластер.

Установленная теоретически полиномиальная оценка была экспериментально подтверждена пространственной и временной оценками метода. Оценки гиперэвристического роевого метода оказались схожими с оценками гибридного муравьиного алгоритма сегментации.

В частности, затраты памяти для составляют

$2 \times n \times B \times m + 4 \times n \times B = 2 \times n \times B \times (m + 2)$  ячеек памяти, где  $m$  – число частиц и  $|T| \times 2 \times n \times B \times (m + 2)$  – для параллельного режима выполнения.

Временная оценка для эвристики *PSO-K-means* составляет  $O_{ps0} = l * m * (O(m) + O(k) + 3 * O(n * k)) * \lambda$ , где  $\lambda > 1$  – корректирующий коэффициент, который зависит от вычислительной архитектуры.

Для эвристик *Exponential PSO* и *Elitist Exponential PSO* временная оценка имеет вид:

$$O_{ps0} = l * m * (O(m) + O(k) + 2 * O(n * k)) * \lambda.$$

**Глава 4** посвящена разработке инструментальных средств и программного обеспечения для реализации, тестирования и апробации предложенных методов сегментации изображений.

Программное обеспечение реализовано в среде *Microsoft Visual Studio* и использует для своей работы платформу *Microsoft .NET Framework*. Для хранения данных используется СУБД *Microsoft SQL Server*. Программа позволяет реализовать следующие функции: загрузка изображений в графических форматах, в том числе в формате *DICOM* и их первичная предобработка (изменение яркости, контраста, уменьшение шума); загрузка/сохранение результатов обработки изображений; сегментация изображений с помощью гибридного муравьиного и гиперэвристического роевого методов; генерация отчетов по результатам сегментации. В качестве базы исходных изображений использовались эталонные бенчмарки системы *Ossirix* и бенчмарк *Беркли* (*Berkley Segmentation Dataset*), а также реальные снимки и некоторое количество искусственных изображений.

План экспериментов для тестирования разработанных методов предусматривал:

- сравнительную оценку качества, времени работы и сходимости методов сегментации на изображениях различной природы;
- сравнение методов с известным биоинспирированным аналогом – генетическим алгоритмом сегментации изображений;
- сравнение методов с результатами сегментации из известной мировой коллекции снимков, полученных системой *Ossirix*;
- сравнение разработанных методов с другими известными методами автоматической и интерактивной сегментации: *K-means*, *Mean-shift Localized*, *Region based active contours*, *One Cut with seed*, *Efficient graph-based image segmentation*, *Fuzzy C-means*, *Magic Wand*, *Grow Cut*, *Random walker*, *Darwinian PSO*, *Fractional-order Darwinian PSO*, *JSEG*, *Hybrid ACO Algorithm*;
- оценку точности разработанных методов для сложноструктурированных изображений хорошего качества, зашумленных, контрастных и размытых;
- оценку точности разработанных методов для сегментации сложноструктурированных изображений из коллекции бенчмарка Беркли.

Для корректной оценки качества работы методов было апробировано около 100 изображений. В зависимости от природы изображения были разделены три группы, содержащие свыше 30 изображений в каждой группе.

Группа 1 – искусственные изображения (например, изображения на которых расположены статичные объекты без фона), в которых среднее число градаций серого не превышает  $10 \div 20$ .

Группа 2 – изображения средней сложности, на которых присутствует до 50 разных градаций серого, а объекты в несколько меньшей мере отделены от фона, нежели в группе 1.

Группа 3 – сложноструктурированные МРТ-изображения, на которых представлено до 200 градаций серого, а объекты отделены от фона в значительно меньшей степени, нежели в группах 1 и 2.

Выбор трех групп не случаен – разработанные методы сегментации позволяют обрабатывать не только сложноструктурированные МРТ-изображения.

Для удобства проведения исследований было разработано несколько вспомогательных инструментальных средств. В частности, для измерения меры сходства результата обработки с эталоном использовался индекс Жаккара. Оценивание параметров производилось для автоматического и интерактивного режимов сегментации.

На всех наборах тестовых изображений гибридный муравьиный метод показал гораздо лучшую сходимость и в три раза меньшее, нежели, например, генетический алгоритм, время сегментации при сопоставимых по точности результатах. Он также превосходит по результатам качества сегментации в среднем на 9% алгоритмы *C-means*, *Magic Wand* и *Hybrid ACO Algorithm* для обработки изображений хорошего качества, зашумленных и контрастных. Гибридный муравьиный метод показывает наивысшую точность при среднем времени его выполнения относительно конкурирующих алгоритмов.

Гиперэвристический роевой метод превосходит по результатам качества сегментации в среднем на 6% алгоритмы *C-means* и *Grow Cut* при обработке зашумленных и контрастных изображений. Время его работы в среднем в 2 раза меньше, нежели при использовании гибридного муравьиного метода, при этом результаты сегментации для размытых и зашумленных изображений получаются сопоставимыми с гибридным муравьиным методом.

Сравнение разработанных методов на бенчмарке Беркли показало, что результаты получаются сопоставимыми с конкурирующими модификациями муравьиных и роевых алгоритмов сегментации (*Fractional-Order Darwinian PSO*, *Hybrid ACO Algorithm*). Но результаты могут быть улучшены, если провести исследование параметров эвристик данных типов сложноструктурированных изображений.

Апробация показала, что разработанные методы сегментации, могут использоваться в том числе, как часть системы медицинской диагностики для обработки снимков различных органов и участков тела человека с различными начальными условиями, применяя полученные опытным путем оптимальные параметры настройки, которые обеспечивают наилучшее решение для заданного метода.

Эксперименты подтвердили теоретически полученные полиномиальные оценки вычислительной сложности гибридного муравьиного метода и гиперэвристического роевого метода с использованием анализа дрейфа.

Для улучшения сегментации цветных снимков рассмотрено применение цветового пространства *HSV*. В таблице 1 приведено процентное улучшение результатов сегментации цветных снимков с использованием цветовой модели *HSV*.

Таблица 1 – Улучшение качества (%) обработки цветных изображений с использованием гибридного муравьиного метода сегментации, применяя модель *HSV*

<b>Группа</b> <b>Подтип</b>	Головной мозг	Сердце	Легкие	Печень	Костные структуры	Другие
зашумленность	3,2%	5,7%	3,1%	3,3%	5,2%	2,1%
контрастность	2,2%	2,5%	3%	3,2%	3,4%	0,8%
размытость	1,2%	2,1%	1,2%	1,5%	2,5%	2,1%
хорошее качество	8,7%	7%	8,1%	7,8%	8%	6,8%

В **заключении** приведены основные результаты, полученные в диссертации.

## **ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ**

Диссертация является научно-квалификационной работой, в которой на основании выполненных автором исследований, применяя биоинспирированные модели роевого интеллекта, решена задача сегментации изображений, имеющая существенное значение для разработки методов распознавания изображений.

В ходе выполнения диссертационной работы были получены следующие основные результаты:

1. Разработан гибридный муравьиный метод сегментации изображений, отличающийся от известных использованием быстрого кластерного анализа для перевычисления центра каждого сегмента и применением суперпозиции нескольких критериев оптимальности получаемых решений с учетом цветовых и геометрических характеристик изображения, что позволяет повысить качество обработки изображений в среднем на величину 8,7% по сравнению с известными методами.

2. Экспериментально на всемирно распространенных тестовых задачах и снимках реальных пациентов с помощью разработанных автором инструментальных средств определены оптимальные параметры настройки гибридного муравьиного метода сегментации, обеспечивающие высокое качество, подтверждаемое соответствующими значениями индекса Жаккара, оценками чувствительности, специфичности и точности. В автоматическом и интерактивном режимах на различных группах изображений исследована чувствительность разработанного метода к начальному расположению центров кластеров, к числу итераций, к масштабированию изображений. Установлено, что найденные оптимальные значения параметров настройки гибридного

муравьиного метода позволяют уменьшить количество итераций метода в среднем на 9,7%, инвариантны к изменению масштаба снимков, а первичные центры кластеров не оказывают влияния на конечное решение. Модификация гибридного муравьиного метода с использованием цветовой модели *HSV* позволяет улучшить качество сегментации цветных изображений, что подтверждается значением индекса Жаккара, который отличается от эталона в среднем только на 4,6%.

3. Разработан гиперэвристический роевой метод сегментации изображений, отличающийся от известных выбором, комбинированием и адаптацией в процессе поиска решения нескольких подчиненных эвристик в зависимости от качества исходных сложноструктурированных изображений (без артефактов и искажений, «зашумленные», «размытые», «контрастные»), а также применением динамического весового коэффициента инерции, что позволяет повысить качество и время обработки изображений (в среднем на 9%) по сравнению с известными методами. Метод способен работать, как в автоматическом, так и в интерактивном режимах.

4. Экспериментально с помощью разработанных инструментальных средств определены оптимальные параметры настройки гиперэвристического роевого метода сегментации, реализующие механизмы управления процессом поиска в пространстве решений, что обеспечивает высокую скорость и точность работы метода, препятствует его преждевременной сходимости в локальных оптимумах. Установлено, что найденные оптимальные значения коэффициентов эвристик инвариантны к изменению масштаба снимков. Установлено, что первичные центры кластеров не оказывают влияния на конечное решение для подчиненной эвристики *PSO-k-means*, а для эвристик *Exponential PSO* и *Elitist Exponential PSO* при установлении начальных центров кластеров наблюдается улучшение точности сегментации и некоторое снижение количества итераций (в среднем на 3% и 8%).

5. Получены теоретические полиномиальные оценки временной и пространственной сложности разработанных гибридного муравьиного метода и гиперэвристического роевого метода. Оценки подтверждены с использованием дрейф-анализа и по результатам экспериментов.

6. Получены сравнительные оценки качества, времени работы и сходимости гибридного муравьиного и гиперэвристического роевого методов сегментации на изображениях различной природы по сравнению с более десятком конкурирующих алгоритмов сегментации. Экспериментально полученные научные данные свидетельствуют о следующем:

- гибридный муравьиный метод показывает наивысшую точность при среднем времени его выполнения относительно конкурирующих методов и рекомендуется для сегментации зашумленных и контрастных изображений;

- гиперэвристический роевой метод показывает время работы в среднем в 2 раза меньшее, чем при использовании гибридного муравьиного метода, а результаты сегментации для зашумленных и размытых изображений получаются сопоставимыми.

7. Для апробации и тестирования разработанных методов сегментации создано специальное программное приложение, отличительными особенностями которого является возможность визуализировать и индивидуально настраивать процесс сегментации, воспроизводить и сохранять получаемые результаты, загружать изображения в формате *DICOM*, проводить их предобработку, генерировать отчеты по результатам сегментации.

**Основные результаты диссертации опубликованы в следующих работах:**

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ

1. Эль-Хатиб С.А., Скобцов Ю.А. Система сегментации медицинских снимков методом муравьиных колоний // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского Политехнического университета. «Информатика. Телекоммуникации. Управление». – Санкт-Петербург, № 2(217) – 3(222). – 2015. – С. 9–19. DOI: 10.5862/JCSTCS/1

2. Родзин С.И., Эль-Хатиб С.А. Совершенствование алгоритмов сегментации магнитно-резонансных изображений на основе роевого интеллекта // Вестник Чувашского университета. – 2016. – № 3. – С. 217–226.

3. Родзин С.И., Эль-Хатиб С.А. Оптимизация параметров биоинспирированной гиперэвристики в задаче сегментации изображений // Кибернетика и программирование. — 2016. – № 5. – С.89–102. DOI: 10.7256/2306-4196.2016.5.18507.

Публикации в изданиях, индексируемых в базе данных Web of Science

4. El-Khatib S., Rodzin S., Skobtcov Y. Investigation of Optimal Heuristical Parameters for Mixed ACO-k-means Segmentation Algorithm for MRI Images // Proc. of the 2016 conf. on Information Technologies in Science, Management, Social Sphere and Medicine. – ISBN (on-line): 978-94-6252-196-4. Part of the series ACSR. – Vol. 51. – 2016. – P. 216–221. DOI:10.2991/itsmssm-16.2016.72

Статьи в журналах и трудах конференций

5. Скобцов Ю.А., Эль-Хатиб С. А., Эль-Хатиб А. И. Сегментация изображений методом муравьиных колоний // Вестник Херсонского Национального Технического Университета. – Херсон, 2013. – №1(46). – С.204 – 211.

6. Эль-Хатиб С.А., Скобцов Ю.А. Компьютерная система сегментации медицинских изображений методом муравьиных колоний. // Радиоэлектроника, Информатика, Управление. – №3(2015) – 2015. – с.49–57. – DOI: 10.15588/1607-3274-2015-3-6.

7. Скобцов Ю.А., Эль-Хатиб С.А. Компьютерная система сегментации медицинских изображений методом роя частиц. // Вестник НТУ ХПИ. Информатика и моделирование. – Харьков: НТУ ХПИ. 2015. №36 – С. 147-154.

8. Эль-Хатиб С.А. Сегментация изображений с помощью смешанного и экспоненциального алгоритмов роя частиц // Научные труды Донецкого национального технического университета. Серия «Информатика, кибернетика и вычислительная техника». – вып. 1. – 2015. – С. 126–133. – Донецк: ДонНТУ.

9. El-Khatib S. Image segmentation using Ant Colony Optimization // Материалы региональной межвузовской научно-технической конференции для

молодых ученых «Young scientists and achievements in science». – Донецк. – ДонНТУ. – 2013. – С.32–39.

10. Эль-Хатиб С.А. Модифицированный экспоненциальный алгоритм роя частиц для сегментации медицинских изображений // Сборник докладов XIX межд. конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM`2016). – СПб: СПбГЭТУ "ЛЭТИ". – Т. 1. – 2016. – С. 513 – 516.

11. Эль-Хатиб С.А. Сегментация МРТ-изображений с помощью алгоритма к-средних: достоинства, недостатки // Сб. научных трудов III межд. конференции «Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине». – ч.1. – С. 676–678. –Томск. – 2016.

12. Эль-Хатиб С.А. Об эффективности и точности гибридного экспоненциального алгоритма роя частиц для сегментации МРТ-снимков // Труды Конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям "IS&IT'16". Научное издание в 3-х томах. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2016. – Т.1. – С. 18–27.

13. Эль-Хатиб С.А., Скобцов Ю.А. Компьютерная система сегментации медицинских изображений методом муравьиных колоний // Вестник Восточноукраинского Национального Университета им. В. Даля. – №5 (212). – 2014 – С. 137–148.

14. Скобцов Ю.А., Эль-Хатиб С.А. Сегментация медицинских изображений с помощью смешанного и элитарного экспоненциального алгоритмов роя частиц // XVIII международная конференция "Нейроинформатика-2016". – Сборник научных трудов. Часть 3. – М.:НИЯФУ МИФИ. – 2016. – С.131–141.

#### Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ

15. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016616997 / С.И. Родзин, С.А. Эль-Хатиб. Программа сегментации МРТ-снимков с использованием модифицированных алгоритмов муравьиных колоний и роя частиц. Зарегистр. 23.06.2016.

В работах, которые выполнены в соавторстве, автору принадлежат:

- [1, 5, 6] – биоинспирированный муравьиный метод сегментации изображений;
- [3, 7] – гиперэвристический роевой метод сегментации изображений;
- [2, 4] – оптимальные параметры настройки муравьиного и роевых методов сегментации, реализующие механизмы управления процессом поиска в пространстве решений;
- [13, 14] – описание разработанных методов сегментации.

Соискатель



Эль-Хатиб Самер Аднан Ибрагим