

## КОМПЬЮТЕРНАЯ СИСТЕМА СЕГМЕНТАЦИИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ

Сегментация изображений является одной из самых важных и сложных задач низкоуровневого анализа изображений. Поскольку это один из первых этапов распознавания изображений, то последующие шаги, такие как выделение сущностей, классификация и распознавание, в значительной степени зависят от его результатов. Поэтому сегментация изображений является предметом интенсивных исследований.

Методов сегментации разработано большое число, но каждый из них обладает своими преимуществами и недостатками. Перспективными для исследований представляются новые методы сегментации, основанные на методах роевого интеллекта (муравьиные и роевые алгоритмы, алгоритмы стаи рыб, алгоритмы оптимизации передвижением бактерий и т.п.). Данные алгоритмы основаны на идее моделирования поведения множества агентов, поведение которых исходит из природы, из биологических систем.

В представленной работе выполнены реализация и анализ смешанного алгоритма сегментации К-средних и муравьиных колоний, а также реализована программная система для визуализации и апробации разработанного алгоритма. Проведено тестирование разработанного алгоритма на общедоступных бенчмарках (использован бенчмарк Беркли).

Получены выходные обработанные изображения, а также значения эвристических коэффициентов разработанного алгоритма. Результаты обработки сравнены с результатами, полученными при обработке системой Osiriss.

**Ключевые слова:** сегментация, алгоритм муравьиных колоний, алгоритм К-средних, анализ изображений.

### НОМЕНКЛАТУРА

АСО – алгоритм муравьиных колоний;

MRF – метод случайных полей Маркова;

СУБД – система управления базой данных;

$AvgCDist(k', i)$  – среднее значение цветовых расстояний, причина увеличения уровня феромона при большей однородности кластера;

$AvgPDist(k', i)$  – среднее значение пространственных евклидовых расстояний между каждым пикселем и центрами (цветовым и пространственным) для самого успешного муравья, причина увеличения уровня феромона при большей компактности кластера;

$CC_i$  –  $i$ -й спектральный кластерный центр;

$CDist(X_n, CC_i)$  – расстояние между  $X_n$  и  $CC_i$  согласно цветовым характеристикам пикселей;

$f_i$  – количество феромона в  $i$ -ом переходе;

$K$  – количество кластеров;

$k$  – константа, которая используется для балансировки значения  $\eta$  с  $\tau$ ;

$l_i$  – величина, обратная весу  $i$ -го перехода;

$m$  – количество муравьев;

$Min(k')$  – минимальное из цветовых дистанций между каждыми двумя центрами кластеров, найденное муравьем  $k'$  (самым успешным муравьем), причина увеличения феромона при большей отдаленности кластеров;

$p$  – величина «стадности» алгоритма,  $q + p = 1$ ;

$P_i$  – вероятность перехода муравья по  $i$ -му пути;

$PC_i$  –  $i$ -й пространственный центр кластера;

$PDist(X_n, PC_i)$  – евклидово расстояние между  $X_n$  и  $PC_i$ , согласно расположения пикселя на изображении;

$P_i(X_n)$  – вероятность принадлежности пикселя кластеру  $i$ ;

$q$  – величина «жадности» алгоритма;

$Q$  – положительная константа, которая связана с количеством добавленного муравьями феромона;

$X_n$  – пиксель номер  $n$ ;

$\alpha$  – константный параметр, определяющий относительное влияние феромона;

$\beta$  – константный параметр, определяющий относительное влияние эвристической информации;

$\Delta\tau_i(X_n)$  – разница уровня феромона, которая добавляется к предыдущей успешным муравьем;

$\eta_i(X_n)$  – эвристическая переменная принадлежности пикселя  $X_n$  кластеру  $i$ ;

$\rho$  – коэффициент испарения ( $0 \leq \rho \leq 1$ ), который воздействует на ранее установленный уровень феромона;

$\tau_i(X_n)$  – информация об уровне феромона.

### ВВЕДЕНИЕ

Сегментацией называется процесс разделения изображения на различные по некоторому признаку или признакам области. Области должны соответствовать непосредственно реальным объектам или их частям, а соответственно границы разбиений – границам реальных объектов или их частей.

Широкий спектр методов сегментации изображений описан в различной литературе, например, хороший обзор таких методов можно найти в [1].

Объектом исследования является процесс сегментации медицинских изображений.

Большинство существующих методов сегментации изображений невосприимчивы к зашумлению изображений, вариативности фона, различиям между частями

ми изображения. Это вызывает необходимость исследования новых методов, которые могли бы лучше приспособиться к данным факторам.

Предметом исследования является метод сегментации изображений на основе смешанного алгоритма К-средних и муравьиных колоний.

Целью данной работы является разработка метода сегментации медицинских изображений с помощью одного из алгоритмов роевого интеллекта – алгоритма муравьиных колоний, разработка программной системы для исследования алгоритма, получение эвристических коэффициентов алгоритма и проведение сравнительного анализа результатов работы.

## 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Задача сегментации может рассматриваться в нескольких постановках:

- разбиение изображения на идентичные по некоторому признаку области;
- выделение нескольких сегментов на исходном изображении с целью последующей обработки.

В первом варианте возможно представление изображения в виде набора значений интенсивности на объединениях сегментов. Данные значения на каждом сегменте подвергаются дальнейшей обработке, хотя методы обработки могут отличаться для сегментов. Данная постановка задачи используется на первых этапах при решении задачи сжатия изображений.

Вторая постановка задачи используется в задачах поиска характерных фрагментов изображений или в задачах анализа сцен.

В данной работе задача сегментации изображения рассматривается в первой постановке [1]. Необходимо

найти разбиение  $\Omega = \bigcup_{i=1}^k \Omega_i$  области изображения  $I(x,y)$

на непересекающиеся области, чтобы выполнялись условия оптимальности по цветовым и пространственным евклидовым расстояниям между пикселями изображения и центрами соответствующих кластеров (выделено 3 критерия, которые подробно описаны в алгоритме ниже). Процедура построения разбиения  $\Omega$  на однородные области называется сегментацией изображения.

Для оценки результатов сегментации не существует единого подхода, т.к. задача весьма специфичная. Наиболее качественный результат получается лишь при анализе результата непосредственно исследователем. Поэтому целесообразно провести обработку изображений из одного из наиболее популярных бенчмарков (наборов данных) и выполнить сравнение результатов с уже существующими алгоритмами.

## 2 ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР

В литературе представлен обширный перечень методов сегментации изображений, например в [1].

Среди них метод случайных полей Маркова (Markov random field), является одним из наиболее часто используемых [2]. Методы, основанные на MRF, ищут оптимальные маркировки пикселей изображения. При этом набор меток представляет классы шаблонов в изображении.

Алгоритм муравьиных колоний (ant colony optimization) – современный популяционный подход в современной теории искусственного интеллекта, основанный на модели коллективного поведения муравьев, предназначенный, прежде всего для решения задач комбинаторной оптимизации [3].

При сегментации достаточно часто используется алгоритм k-средних, который основан на минимизации квадратичной ошибки. Данный алгоритм, как правило, неплохо выполняет кластеризацию точек (пикселей) на изображении, но в процессе обработки изображения он не может исключить лишнюю информацию, такую, как например, шумы различного рода. Алгоритм k-средних выполняет построение k различных кластеров [1]. Выбор числа кластеров k, как правило, базируется на результатах предыдущих исследований либо на основании экспертной оценки. Поскольку мы этот алгоритм также будем использовать в качестве вспомогательного средства, приведем его основные этапы:

1. Первичное сопоставление объектов кластерам.
2. Выбор центров кластеров (случайным образом или заранее известным способом).
3. Итеративный процесс, который включает в себя новое вычисление кластерных центров, пересчет значений координат кластера и перераспределение объектов по кластерам.
4. Условия завершения:
  - стабилизация кластерных центров (между итерациями ни один центр не поменял своего значения);
  - достижение максимального числа итераций алгоритма.

В данной работе представлена разработанная программная система сегментации изображений, в основе которой лежит алгоритм муравьиных колоний в сочетании с алгоритмом k-средних [4], который показал свою конкурентоспособность при решении NP-полных комбинаторных задач по сравнению с генетическими алгоритмами (genetic algorithms) или алгоритмами имитации отжига (simulated annealing algorithms) [5].

Суть АСО состоит в использовании модели поведения муравьев, прокладывающих путь от колонии к источнику пищи и представляет метаэвристическую оптимизацию [5]. Впервые этот алгоритм был предложен М. Дориго в 1992 году и использовался для поиска оптимального пути в графе.

Основу алгоритма составляет реальное поведение муравьиной колонии – отметка более лучших путей большим количеством феромона. Изначально все муравьи размещаются в вершинах графа, после чего начинается движение муравьев, направление которого определяется вероятностным методом на основании формулы вида:

$$P_i = \frac{l_i^q \cdot f_i^p}{\sum_{k=0}^N l_k^q \cdot f_k^p}$$

Было предложено несколько моделей АСО. Среди них три наиболее успешные: Ant System [5], Ant colony system [6] и MAX-MIN ant system [7].

### 3 МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для получения эффективного алгоритма сегментации изображений предлагается метод, в котором используется преимущества муравьиного алгоритма и метода k-средних [4]. На первом этапе необходимо установить значение количества кластеров и случайным образом инициализировать их центры. Далее, согласно алгоритму кластеризации k-средних, определяется принадлежность каждого пикселя изображения определенному кластеру. На этом этапе решающую роль играет алгоритм муравьиных колоний. Он определяет связь каждого пикселя с кластерами изображения. Это выполняется согласно значению вероятности, которое обратно пропорционально расстоянию между пикселем, центром кластера и переменной  $\tau$ , которая представляет уровень 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.

Испарение феромона рассчитывается для того, чтобы ослабить воздействие предыдущих выбранных решений, которые являются менее приоритетными. Аналогично алгоритму k-средних, в распределенном состоянии 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. В отличие от алгоритма k-средних, разработанный метод не останавливается на этом этапе. Процесс кластеризации продолжают выполнять  $m$  муравьев, каждый из которых в конечном итоге находит потенциальное решение. Критерий поиска лучшего решения и коррекция уровня феромона соответственно для следующей группы  $m$  муравьев являются определяющими для метода. При выполнении критерия останова кластеризация завершается. Таким образом, находится лучшее решение.

В программной реализации алгоритм начинается с определения уровня феромона  $\tau$  и задания эвристической информации  $\eta$  для каждого пикселя. Затем, каждый муравей определяет принадлежность пикселя кластера с вероятностью  $P$ , которая рассчитывается из выражения (1):

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

Эвристическая информация  $\eta_i(X_n)$  вычисляется согласно выражению (2):

$$\eta_i(X_n) = \frac{k}{CDist(X_n, CC_i) \cdot PDist(X_n, PC_i)}. \quad (2)$$

При этом значение уровня феромона на начальном этапе устанавливается равным 1, поэтому на первой итерации он не оказывает влияние на вероятность перехода.

Предположим, что определено  $m$  – количество муравьев для кластеризации изображения. Каждый муравей находит свое индивидуальное решение задачи. После того, как  $m$  муравьев сегментировали изображение, выбирается лучшее решение для текущей итерации, для него корректируется уровень феромона и происходит обновление всех центров кластеров согласно выбранному лучшему решению. На следующей итерации инициализация муравьев происходит согласно предыдущему опыту. На каждой итерации каждый из  $m$  муравьев находит индивидуальное решение, которое корректируется согласно собственным эвристическим знаниям и общим лучшим решением, найденным всеми муравьями. Это повторяется, пока не будет найдено решение, удовлетворяющее всем заданным условиям.

Общее решение из  $m$  индивидуальных решений выбирается по двум параметрам:

1. Эвклидово расстояние между кластерными центрами, исходя из цветовых характеристик. Оно характеризует разбиение с точки зрения обособленности кластеров.
2. Суммы эвклидовых расстояний между центром кластера и каждым его пикселем согласно цветовым и пространственным характеристикам. Они определяют характеристики разбиения согласно критерия подобия и компактности кластеров.

Чтобы выбрать глобальное лучшее решение из всех построенных локальных необходимо, чтобы выполнялись следующие условия:

1. Эвклидово расстояние между кластерами, с точки зрения цветовых характеристик, должно быть велико, соответственно кластеры будут отличными друг от друга.
2. Сумма эвклидовых расстояний между центром кластера и каждым его пикселем, согласно цветовым характеристикам, должна быть маленькой, соответственно кластер будет более однородным.
3. Сумма эвклидовых расстояний между центром кластера и каждым его пикселем, согласно пространственным характеристикам, должна быть маленькой, соответственно кластеры будут более компактными.

Для того чтобы выполнить первое условие, мы для каждого муравья рассчитывается расстояние между каждой парой центров кластеров и сортируются эти значения по возрастанию. Затем выбирается минимальное среди всех муравьев и на основе сравнения, выбирается максимальный.

При выполнении пунктов 2 и 3 необходимо:

1. Подсчитать суммы расстояний между кластерными центрами и их пикселями.
2. Отсортировать эти значения по возрастанию.
3. Выбрать максимальное и минимальное значение для каждого муравья.

Каждый раз выбранное значение получает дополнительный приоритет, а самое приоритетное является лучшим. После того как выбрано лучшее решение обновляется значение уровня феромона согласно выражению (3):

$$\tau_i(X_n) \leftarrow (1 - \rho)\tau_i(X_n) + \sum_i \Delta\tau_i(X_n). \quad (3)$$

Благодаря  $\rho$  усиливается влияние более поздних приоритетных решений и ослабляется более ранних.  $\Delta\tau_i(X_n)$  вычисляется согласно выражению (4):

$$\Delta\tau_i(X_n) = \begin{cases} \frac{Q \cdot \text{Min}(k')}{\text{AvgCDist}(k', i) \cdot \text{AvgPDist}(k', i)}, & \text{если } X_n \in \text{кластеру } i; \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (4)$$

Смешанный алгоритм муравьиных колоний и  $k$ -средних далее представлен пошагово:

1. Инициализируем основные параметры алгоритма:  $K, m$ , а значение уровня феромона на первом этапе полагаем равным единице.
2. Инициализируем  $m$  муравьев для  $K$  случайно выбранных центров кластеров.
3. Пусть каждый муравей связывает каждый пиксель  $X_n$  с одним из кластеров  $i$  случайным образом, с вероятностью  $P_i(X_n)$  согласно (1).
4. Вычисляем новые центры кластеров. Если новые центры совпадают с предыдущими, то переходим к п. 5, если нет, переходим к п. 3.
5. Сохраняем лучшее решение из всех найденных  $m$  муравьями.
6. Обновляем уровень феромона для каждого пикселя согласно (3) и (4).
7. Корректируем общее лучшее решение, исходя из найденных индивидуальных решений каждого муравья.
8. Если выполняется критерий останова, то переходим к следующему шагу; в противном случае – переходим к пункту 3.
9. Поиск общего лучшего решения.

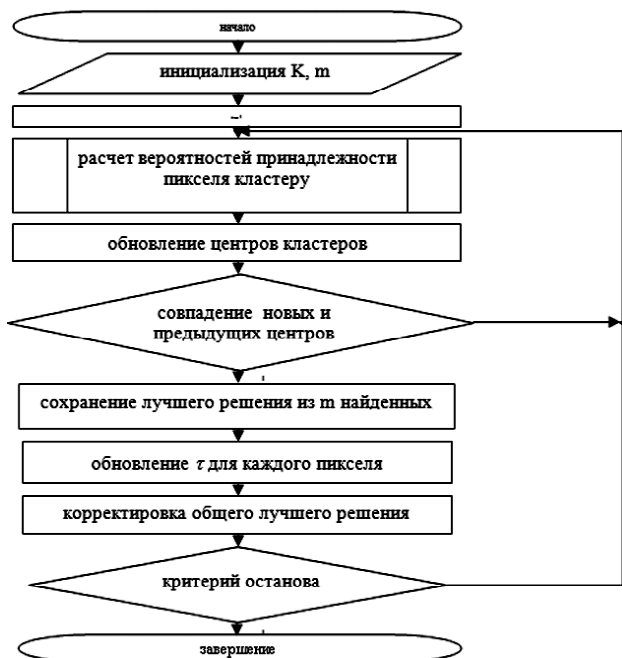


Рисунок 1 – Схема алгоритма сегментации изображений методом муравьиных колоний

#### 4 ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Предложенный алгоритм был программно реализован. Система разработана в среде Microsoft Visual Studio и использует для своей работы платформу Microsoft .NET Framework. Для сохранения данных используется СУБД Microsoft SQL Server.

Разработанная программная система позволяет визуализировать и индивидуально подстраивать процесс сегментации. Дополнительно имеется возможность воспроизведения и сохранения, ранее полученных результатов. В будущей редакции планируется ввести критерии качества сегментации, используя например обобщенный индекс Данна.

Система обладает интуитивно понятным пользовательским интерфейсом и хорошей и удобной системой справочной информации (рис. 2).

На рис. 3 приведено окно запуска выполнения алгоритма. В качестве параметров необходимо указать количество муравьев, количество итераций и количество кластеров, на которые планируется разбивать изображение. Также необходимо выбрать само изображение для сегментации, поддерживаются разнообразные форматы изображений. В качестве результата сегментации мы получаем собственно сегментированное изображение, промежуточные варианты сегментации, а также значения эвристических коэффициентов  $\alpha$  и  $\beta$ .

Для понимания принципов работы системы приведены UML-диаграммы вариантов использования (рис. 4) и UML-диаграмма компонентов (рис. 5). На рис. 4 приведены последовательности действий пользователя при работе с системой.

На рис. 5 изображена диаграмма компонентов системы для понимания внутренней организации программного кода и процесса обработки и сохранения данных.

При помощи подсистемы работы с архивом (рис. 6) есть возможность получить сравнительную характеристику сегментации изображения при разных начальных параметрах, что существенно повышает возможность улучшения точности и получения большей наглядности в процессе исследований.

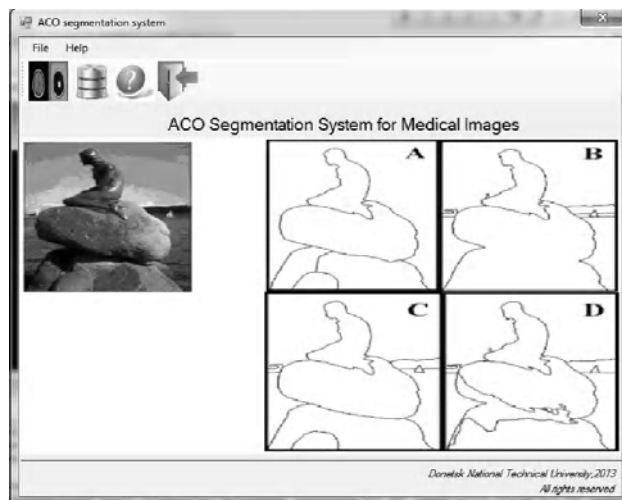


Рисунок 2 – Внешний вид интерфейса системы

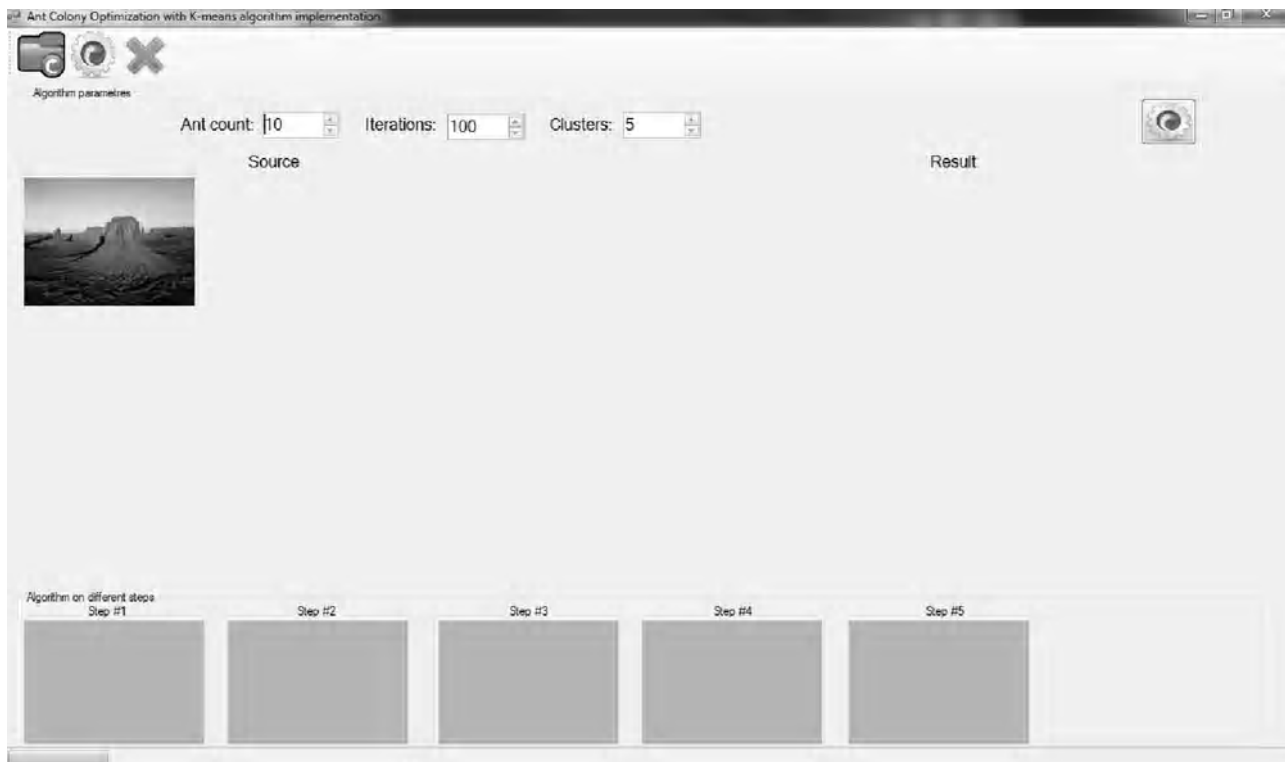


Рисунок 3 – Интерфейс настраиваемой параметрической части

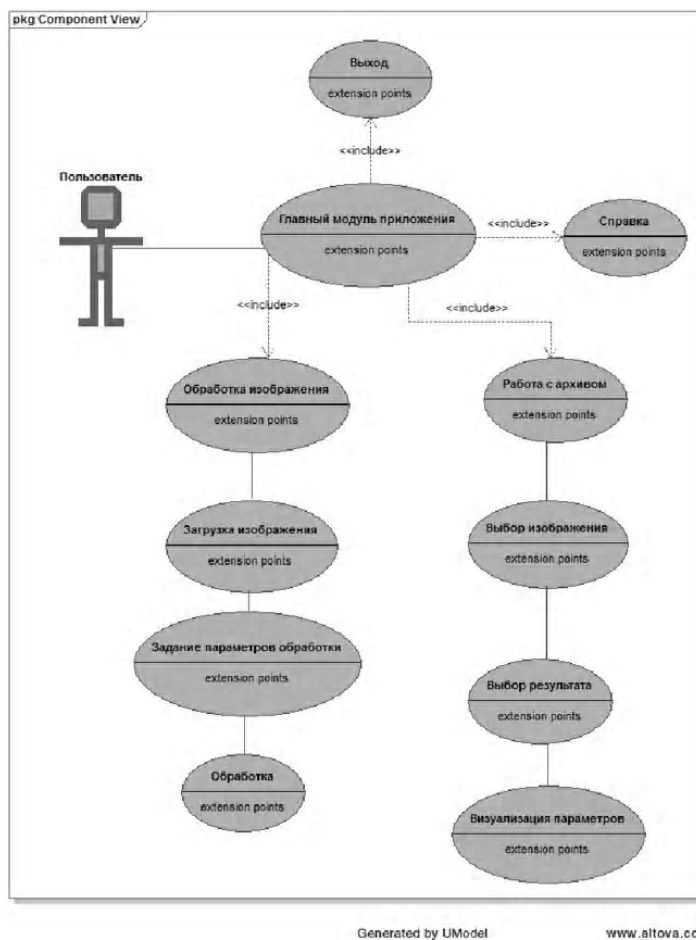


Рисунок 4 – Диаграмма вариантов использования разработанной системы



Generated by UModel

www.altova.com

Рисунок 5 – Диаграмма компонентов системы



Рисунок 6 – Подсистема работы с архивом

При проведении любых исследований в области обработки изображений, как правило для оценивания результатов используют наборы эталонных изображений из коллекций. В нашем исследовании мы использовали базу Беркли [8].

К сожалению, база [8] не содержит изображений медицинских снимков, но имеется большое количество изображений из разных областей. Было выбрано несколько изображений и проведена сегментация.

Для сравнения результатов работы разработанного алгоритма мы предлагаем провести сравнительный анализ результатов сегментации нашей системой и узкоспециализированной системой Osiriss [9]. Все изображения – реальные снимки различных органов и частей тела человека, используемые врачами для постановки диагнозов и проведения диагностики.

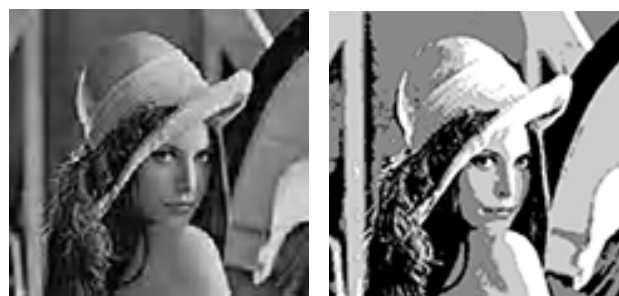
**5 РЕЗУЛЬТАТЫ**

На рис. 7 и 8 приведены результаты обработки изображений из бенчмарка Беркли.

Как видно из рис. 7 и 8, результаты обработки получились приемлемыми. В первом случае изображение было разбито на пять кластеров, все части одежды, фона и лица девушки были отнесены к разным кластерам. При более детальном рассмотрении можно увидеть некоторые недочеты в принадлежности пикселей вследствие возможно не совсем точной настройки параметров алгоритма.

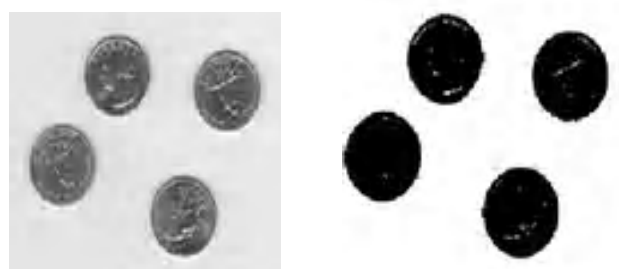
Результаты на рис. 7 кластеризованы на две группы: монеты и фон. Как видим, все отделено аккуратно, но

также имеются небольшие погрешности при увеличенном рассмотрении пикселей.



а б

Рисунок 7 – Изображение Lena из бенчмарка Беркли: а – исходное изображение, б – результат сегментации



а б

Рисунок 8 – Изображение монет из бенчмарка Беркли: а – исходное изображение, б – результат сегментации

В целом мы считаем результаты работы алгоритма с общетематическими изображениями неплохими и пригодными к использованию на практике.

Далее предлагаем оценить работу алгоритма при обработке более сложных изображений медицинской направленности, сегментированные с помощью нашей системы и системы Osiriss [11].

На рис. 9–14 представлены результаты сегментации разработанной системой и системой Osiriss.

На рис. 9 представлен снимок легких. Изображение сегментировали на четыре кластера. На рис. 9б представлен результат обработки нашей системой, на рис. 9в – системой Осирис. Так, на рис. 9 при сегментации снимка легких разработанная система визуально более качественно произвела сегментацию, т.к. были отделены контуры альвеол. На системе Осирис данный фрагмент вышел слившимся с другой частью.

На рис. 10 представлены снимки черепа, результат по качеству во многом схож у обеих систем, т.к. необходимые для идентификации объекты были обозначены. Сегментация в нашей системе проводилась на пять кластеров. Результаты работы систем схожи и пригодны для идентификации частей.

На рис. 11 результат схож с результатом на рис. 9. Разработанная система в отличие от швейцарской лучше очертила контуры важных узлов, а это очень важно для анализа снимков. Сегментация проводилась на четыре кластера.

На рис. 12 разработанная система показала результат гораздо хуже, чем Осирис. Не были выделены важнейшие узлы на изображении и некоторые части получились частью других областей. Сегментация проводилась на четыре кластера. Возможно, что неудачно были по-



Рисунок 9 – Легкие: а – исходный снимок, б – обработанный в разработанной системе, в – обработанный в системе Осирис

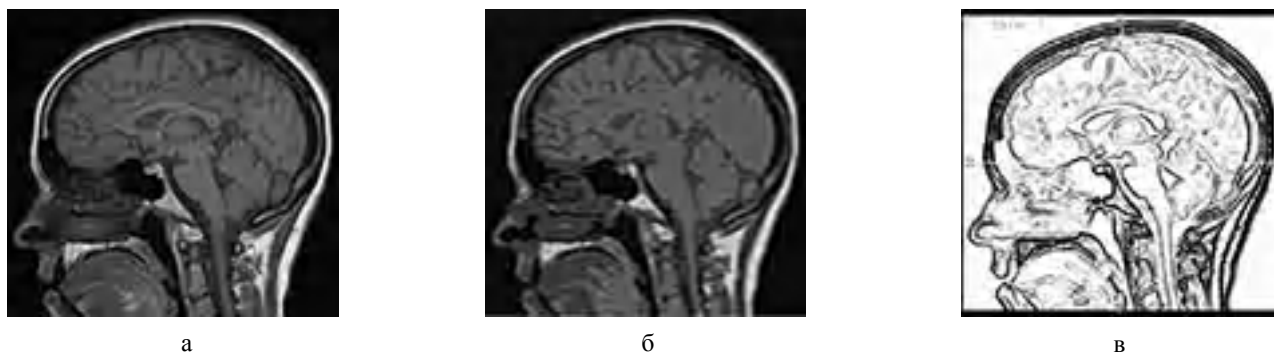


Рисунок 10 – Череп: а – исходный снимок, б – обработанный в разработанной системе, в – обработанный в системе Осирис

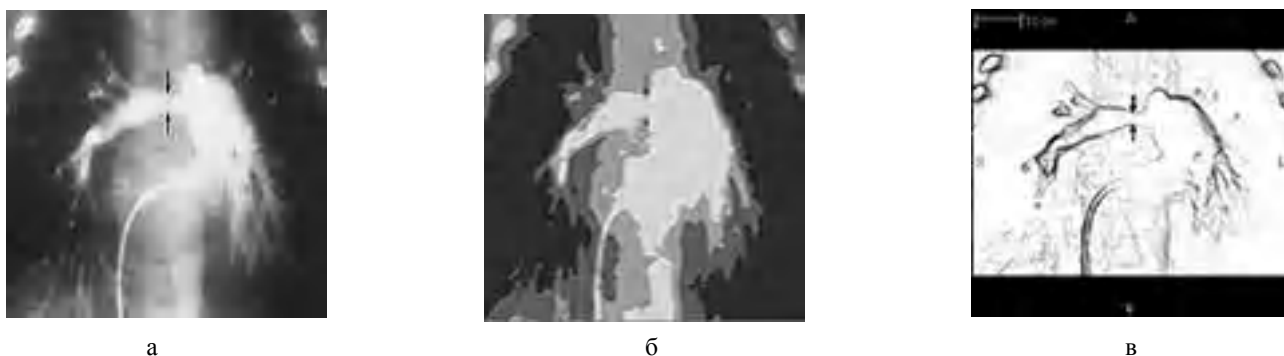


Рисунок 11 – Легкие: а – исходный снимок, б – обработанный в разработанной системе, в – обработанный в системе Осирис

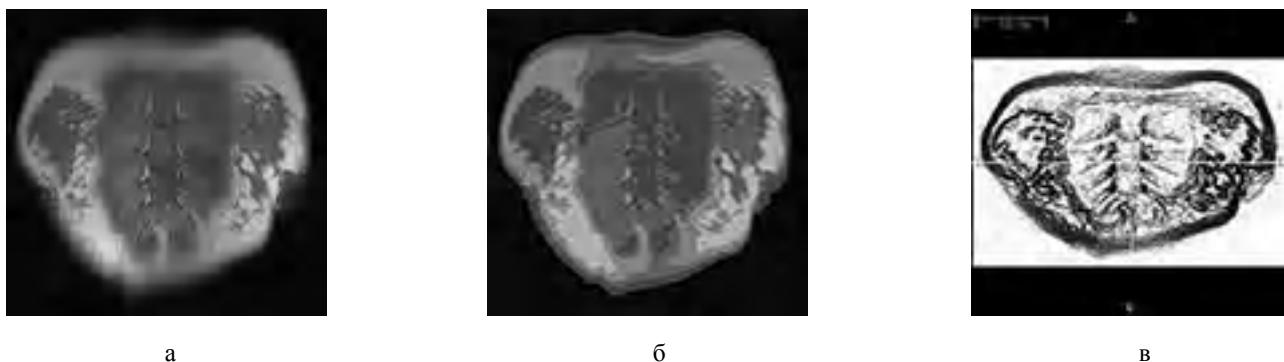


Рисунок 12 – Сердце: а – исходный снимок, б – обработанный в разработанной системе, в – обработанный в системе Осирис

добраны эвристические коэффициенты в нашем алгоритме и результат вышел не очень хорошим.

На рис. 13 и рис. 14 представлены снимки мозга и позвоночника. Видна локализация наиболее сложных и труднодоступных элементов и их отделение от фона. Изображения сегментированы достаточно качественно и пригодны для дальнейшей идентификации врачами.

Результаты исследований были сгруппированы и систематизированы.

В таблице 1 приведены значения коэффициентов  $\alpha$ ,  $\beta$  для каждого изображения, а также время обработки.

Таблица 1 – Результаты исследований

Номер изображения	$\alpha$	$\beta$	$t$ , сек
9	0,35	0,8	10
10	0,7	0,7	9
12	0,25	0,08	10
13	0,02	0,12	12
14	0,82	0,91	8

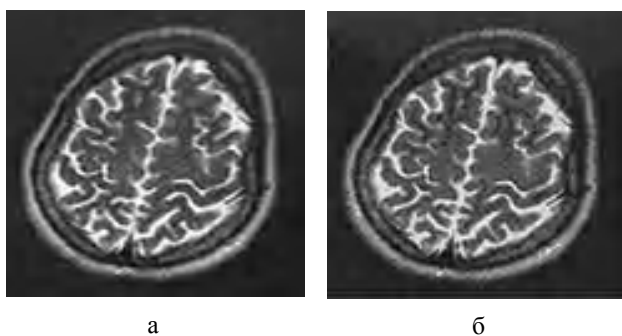


Рисунок 13 – Мозг: а – исходное изображение, б – результат сегментации

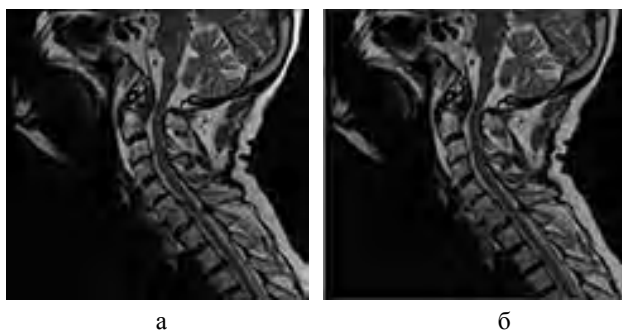


Рисунок 14 – Позвоночник: а – исходное изображение, б – результат сегментации

## 6 ОБСУЖДЕНИЕ

Как видно из представленных результатов, предложенный метод вполне неплохо справился с поставленной задачей. Визуально наблюдается правильность отделения частей изображения от фона. Однако, как видно из представленных результатов, для достижения оптимума все же метод нуждается в правильном подборе эвристических параметров.

Предложенная система представляет возможности для более углубленного изучения разработанного алгоритма. Сравнение результатов работы с системой Osiriss указывает на перспективность алгоритмов роевого интеллекта в задачах компьютерной сегментации изображений.

## ВЫВОДЫ

Была разработана компьютерная система сегментации изображений на основании модифицированного алгоритма муравьиных колоний и К-средних. Проведена апробация на бенчмарке Berkley, а также на реальных медицинских снимках. Апробация показала высокую эффективность разработанного алгоритма.

Использованный алгоритм показал в некоторых случаях свое превосходство по качеству результатов по сравнению с некоторыми специализированными программными комплексами, такими, как например Osiriss. Разработанный алгоритм возможно доработать и улучшить, в частности введением в систему индекса Данна, для сравнения полученного результата с эталонным, также в данном случае будет возможность автоматизировать и оптимизировать подбор эвристических параметров до необходимых оптимальных значений.

## БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена в рамках госбюджетной научно-исследовательской темы кафедры «Автоматизированные системы управления» Донецкого национального технического университета «Разработка и исследование методов создания компьютерных систем медицинской и технической диагностики в научной и учебной работе» (шифр и номер темы: Н-18-12, период действия темы : 01.01.2012–31.12.2016).

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Pal N. R. A review on image segmentation techniques / N. R. Pal, S. K. Pal // Pattern Recognition. – 1993. – № 9 (26). – P. 1277–1294.
2. Solberg A. H. S. A Markov random field model for classification of multisource satellite imagery / A. H. S. Solberg, T. Taxt,



- A. K. Jain // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 1994. – № 4 (32). – P. 768–778.
- Dorigo M. The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents / M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colomi // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* – 1996. – Part B, 1(26). – P. 29–41.
- Скобцов Ю. А. Сегментация изображений методом муравьиных колоний / Ю. А. Скобцов, С. А. Эль-Хатиб, А. И. Эль-Хатиб // *Вестник Херсонского Национального Технического Университета*. – Херсон, 2013. – № 1(46). – С. 204–211.
- Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms : PhD.thesis / Marko Dorigo. – Milano, 1992. – 25 p.
- Dorigo M. Ant Colony Optimization / M. Dorigo, T. Stzle. – MIT Press, Cambridge, 2004. – 35 p.
- Huizhi C. A Novel Image Segmentation Algorithm Based on Artificial Ant Colonies. / C. Huizhi, P. Huang, S. Luo // *Medical Imaging and Informatics (MIMI) : Second International Conference, Beijing, August 14–16*. – Berlin : Springer-Verlag, 2007. – P. 52.
- Berkeley Segmentation Dataset: Images [Electronic resource]. – Access mode: <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/BSDS300/html/dataset/images.html>
- Медицинская система OsiriX [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.osirix-viewer.com/>

Статья поступила в редакцию 11.02.2015.

После доработки 09.03.2015.

Ель-Хатиб С. А.<sup>1</sup>, Скобцов Ю. О.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Аспірант кафедри автоматизованих систем управління Донецького національного технічного університету, Донецьк, Україна

<sup>2</sup>Д-р техн. наук, професор, зав. кафедри автоматизованих систем управління Донецького національного технічного університету, Донецьк, Україна

### КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА СЕГМЕНТАЦІЇ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ МЕТОДОМ МУРАШИНИХ КОЛОНІЙ

Сегментация изображений є однією з найважливіших та складних задач низькорівневого аналізу зображень. Оскільки це один з перших етапів розпізнавання зображень, то подальші кроки, такі як виділення сутностей, класифікація і розпізнавання, у значній мірі залежать від його результатів. Тому сегментация зображень є предметом інтенсивних досліджень.

Методів сегментации розроблено велику кількість, але кожен з методів має як свої переваги, так і недоліки. Перспективними для досліджень вважаються нові методи сегментации, що базуються на методах ройового інтелекту (мурашині та ройові алгоритми, алгоритми зграї риб, алгоритми оптимизации пересуванням бактерій тощо). Наведені алгоритми засновані на ідеї моделювання поведінки великої кількості агентів, поведінка яких виходить з природи, з біологічних систем.

У наведеній роботі виконані реалізація та аналіз змішаного алгоритму сегментации К-середніх та мурашиних колоній, а також реалізована програмна система для візуалізації та апробації розробленого алгоритму. Проведено тестування розробленого алгоритму на загальнодоступних бенчмарках (використано бенчмарк Берклі). Отримано вихідні оброблені зображення, а також значення евристичних коефіцієнтів розробленого алгоритму. Результати обробки порівняні з результатами, отриманими при обробці системою Osiriss.

**Ключові слова:** сегментация, алгоритм мурашиних колоній, алгоритм К-середніх, аналіз зображень.

El-Khatib S. A.<sup>1</sup>, Skobtsov Y. A.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Post-graduate student of the Automated Control Systems department of Donetsk National Technical University, Donetsk, Ukraine

<sup>2</sup>Dr.Sc., Professor, Head of the Automated Control Systems department of Donetsk National Technical University, Donetsk, Ukraine

### THE COMPUTER SYSTEM OF MEDICAL IMAGE SEGMENTATION BY ANT COLONY OPTIMIZATION

The image segmentation is one of the most important and complex low-level image analysis tasks. Because it is one of the first stages of image recognition, the next steps, such as the allocation of entities, classification and recognition, largely depend on its results. Therefore, the image segmentation is the subject of intense research.

There are a lot of segmentation methods, but each of them has its own advantages and disadvantages. New segmentation methods based on swarm intelligence look are promising for researching. They are ant colony optimization algorithm, swarm optimization, fish and bacteria foraging algorithms etc. These algorithms are based on the behavior modeling of set of agents and inspired by the nature, especially by biological systems.

The mixed segmentation algorithm of K-means and ant colony optimization was implemented and analyzed in the presented paper. The software system for visualization and approbation of the developed algorithm was implemented too. The algorithm was tested on public benchmark Berkley. We have obtained the output processed images, as well as the values of heuristic coefficients of the algorithm. The results are compared with output data obtained by Osiriss system.

**Keywords:** segmentation, Ant Colony Optimization, K-means algorithm, image processing.

### REFERENCES

- Pal N. R., Pal S. K. A review on image segmentation techniques, *Pattern Recognition*, 1993, No. 9(26), pp. 1277–1294.
- Solberg A. H. S., Taxt T., Jain A. K. A Markov random field model for classification of multisource satellite imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, No. 4(32), pp. 768–778.
- Dorigo M., Maniezzo V., Colomi A. The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1996, Part B, 1(26), pp. 29–41.
- Skobcov Ju. A., El-Hatib S. A., El-Hatib A. I. Segmentacija izobrazhenij metodom murav'inyh kolonij, *Vestnik Hersonskogo Nacional'nogo Tehnicheskogo Universiteta*. Herson, 2013, No. 1(46), pp. 204–211.
- Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms : PhD.thesis. Milano, 1992, 25 p.
- Dorigo M., Stzle T. Ant Colony Optimization. MIT Press, Cambridge, 2004, 35 p.
- Huizhi C., Huang P., Luo S. A Novel Image Segmentation Algorithm Based on Artificial Ant Colonies, *Medical Imaging and Informatics(MIMI) : Second International Conference, Beijing, August 14–16*. Berlin, Springer-Verlag, 2007, 52 p.
- Berkeley Segmentation Dataset: Images [Electronic resource]. Access mode: <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/BSDS300/html/dataset/images.html>
- Medicinskaya sistema OsiriX [E'lektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://www.osirix-viewer.com/>