

УДК 004.04

## КОМПЬЮТЕРНАЯ СИСТЕМА СЕГМЕНТАЦИИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ

Эль-Хатиб С.А., Скобцов Ю.А.

## COMPUTER SYSTEM OF MEDICAL IMAGE SEGMENTATION USING ANT COLONY OPTIMIZATION

El-Khatib S., Skobtsov Y.

*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. Выполнена реализация и анализ совместного алгоритма сегментации К-средних и муравьиных колоний. Реализована программная система. Получены выходные данные. Получены значения коэффициентов предложенного алгоритма и проведено сравнение результатов обработки другими системами.*

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

### Введение

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

Среди них, метод случайных полей Маркова(MRF), является одним из наиболее часто используемых [2]. Методы, основанные на марковских случайных полях, ищут оптимальные маркировки пикселей изображения. Процесс маркировки состоит из точной маркировки пикселей изображений группой меток. При этом набор меток представляет классы шаблонов в изображении. С помощью процесса, основанного на локальных взаимодействиях между пикселями, MRF позволяет производить выбор меток пикселя явно и независимо от локального взаимодействия между пикселем и его соседями в четко определенной окрестности без привлечения всех пикселей изображения.

Алгоритм муравьиных колоний(ACO) – современный популяционный подход в современной теории искусственного интеллекта, основанный на модели коллективного поведения муравьев,

предназначенный, прежде всего для решения задач комбинаторной оптимизации (на графах). В алгоритме муравьиных колоний решение задачи строится в процессе стохастического итеративного процесса, путем добавления частных решений в общее целое. Каждый отдельный муравей строит свою часть решения, помечая его искусственным феромоном, который отражает опыт, накопленный при решении задачи и эвристическую информацию в зависимости от рассматриваемой проблемы.

При сегментации достаточно часто используется алгоритм к-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 к-средних выполняет построение k различных кластеров [1]. Выбор числа кластеров k, как правило, базируется на результатах предыдущих исследований либо на основании экспертной оценки. Общая идея алгоритма состоит в том, что для заданного k числа кластеров, надо найти такое множество кластеров, чтобы средние значения в кластерах максимально возможно отличались друг от друга. 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 средних 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, который показал свою конкурентоспособность при решении NP-полных комбинаторных задач по сравнению с генетическими алгоритмами (GA) или алгоритмами имитации отжига (SA). [3]

#### Муравьиный алгоритм

Муравьиный алгоритм (ant colony optimization, ACO) — эффективный полиномиальный алгоритм для решения задачи коммивояжера и подобных задач поиска путей на графах. Его суть состоит в использовании модели поведения муравьев, прокладывающих путь от колонии к источнику пищи и представляет метаэвристическую оптимизацию [5]. Впервые алгоритм был предложен доктором наук Марко 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:

$$P_i = \frac{l_i^q * f_i^p}{\sum_{k=0}^N l_k^q * f_k^p}, \text{ где: } P_i \text{ — вероятность перехода}$$

по *i*-му пути,  $l_i$  — величина, обратная весу *i*-ого перехода,  $f_i$  — количество феромона в *i*-ом переходе, *q* — величина «жадности» алгоритма, *p* — величина «стадности» алгоритма и  $q + p = 1$ .

За счет повторения алгоритма и вероятности решения удается получать точные результаты. Было предложено несколько моделей ACO. Среди них три наиболее успешные:

- 1) Ant System (M.Dorigo, 1992);
- 2) Ant colony system (Dorigo, Gambarella, 1997);
- 3) MAX-MIN ant system (MMAS) (Stutzle, 2000)

#### Алгоритм сегментации изображений на основе метода муравьиных колоний

Для получения эффективного алгоритма сегментации изображений предложен 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 остановка кластеризация завершается. Таким образом, находится лучшее решение [3].

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 (4)

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

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;
- $\alpha$  и  $\beta$  — константные параметры, которые определяют относительное влияние феромона и эвристической информации;
- *K* — количество кластеров.

Эвристическая информация  $\eta_i(X_n)$  вычисляется согласно выражению (5):

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

где:

- $X_n$  – пиксель номер  $n$ ;
- $CC_i$  –  $i$ -тый спектральный кластерный центр;
- $PC_i$  –  $i$ -тый пространственный центр кластера;
- $CDist(X_n, CC_i)$  – расстояние между  $(X_n, CC_i)$  согласно цветовым характеристикам пикселей;
- $PDist(X_n, PC_i)$  – эвклидово расстояние между  $(X_n, PC_i)$ , согласно расположения пикселя на изображении;
- $k$  – константа, которая используется для балансировки значения  $\eta$  с  $\tau$ .

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  $m$  –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 будет найдено решение, удовлетворяющее всем заданным условиям.

Общее решение из  $m$  индивидуальных решений выбирается по 2 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 характеристик. 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  $[MinMax(k)]$ .

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)

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

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 более ранних. Параметр  $\Delta\tau_i(X_n)$  в выражении (3) – разница уровня феромона, которая добавляется к предыдущей успешным муравьем. Она вычисляется согласно выражения:

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

где  $Q$  – положительная константа, которая связана с количеством добавленного муравьями феромона,  $Min(k')$  - минимальное из цветовых дистанций между каждыми двумя центрами кластеров, найденное муравьем  $k'$  (самым успешным муравьем).  $AvgCDist(k', i)$  – среднее значение

цветовых расстояний и  $AvgPDist(k,i)$  – среднее значение пространственных евклидовых расстояний между каждым пикселем и центрами (цветовым и пространственным) для самого успешного муравья.

$Min(k')$  – причина увеличения феромона при большей отдаленности кластеров.  $AvgCDist(k',i)$  и  $AvgPDist(k',i)$  – причины увеличения уровня феромона при большей однородности и компактности кластера.

случае – переходим к пункту 3.

9. Поиск общего лучшего решения.



Рис. 1. Блок-схема алгоритма сегментации изображений методом муравьиных колоний

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

1. Инициализируем основные параметры алгоритма: значение уровня феромона на первом этапе полагаем равным 1, количество кластеров  $K$ , количество муравьев  $m$ .

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 (4).

4. Вычисляем новые центры кластеров. Если новые центры совпадают с предыдущими, то переходим к следующему шагу, если нет, переходим к пункту 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

#### Описание разработанной системы

Разработанная система позволяет визуализировать и индивидуально подстраивать процесс сегментации. Дополнительно имеется возможность воспроизведения и сохранения ранее полученных результатов с целью визуального сравнения и выбора наилучшего решения. В будущей редакции планируется ввести критерии качества сегментации, используя например обобщенный индекс Данна.

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

Система обладает интуитивно понятным пользовательским интерфейсом и хорошей и удобной системой справочной информации. Далее будут приведены снимки окон системы с разъяснением сути выполняемых функций.

На рисунке 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  $\alpha$ ,  $\beta$  из формулы.

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

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

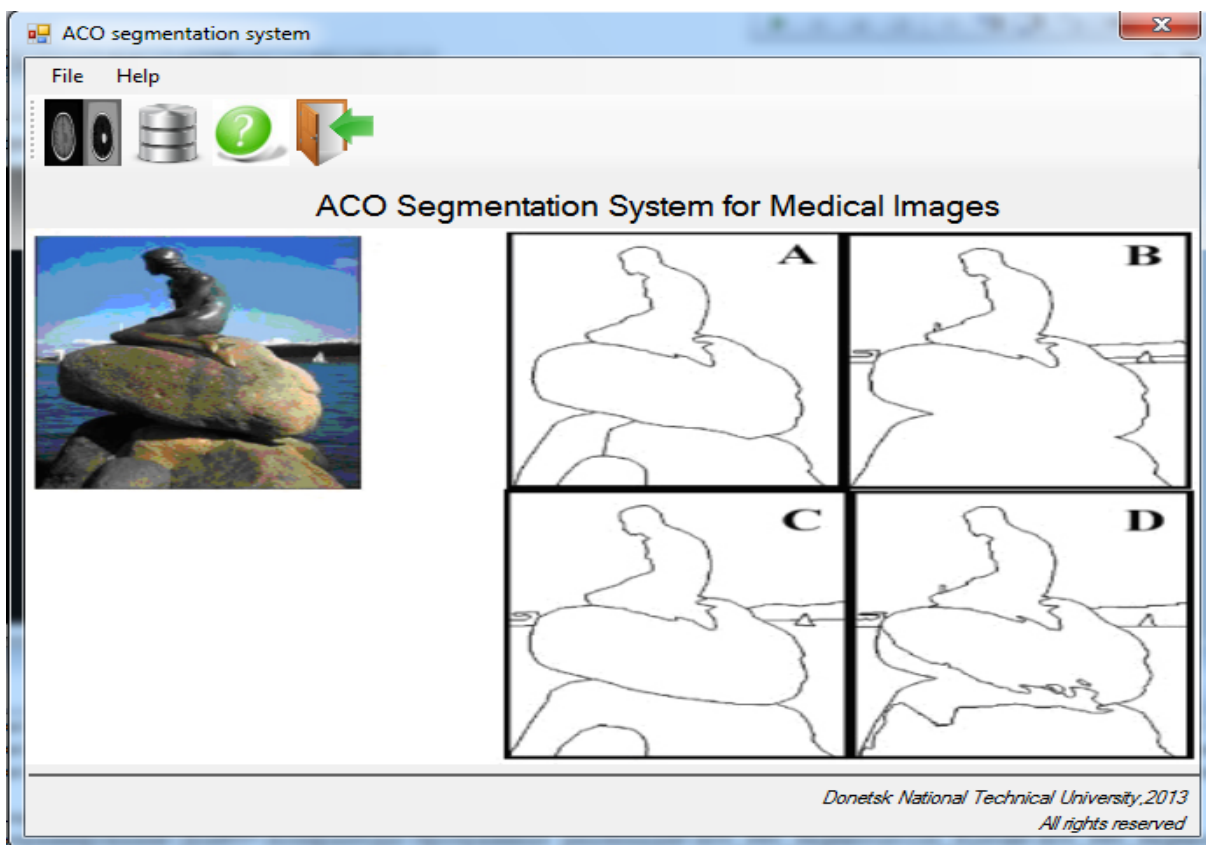


Рис. 2. Внешний вид системы

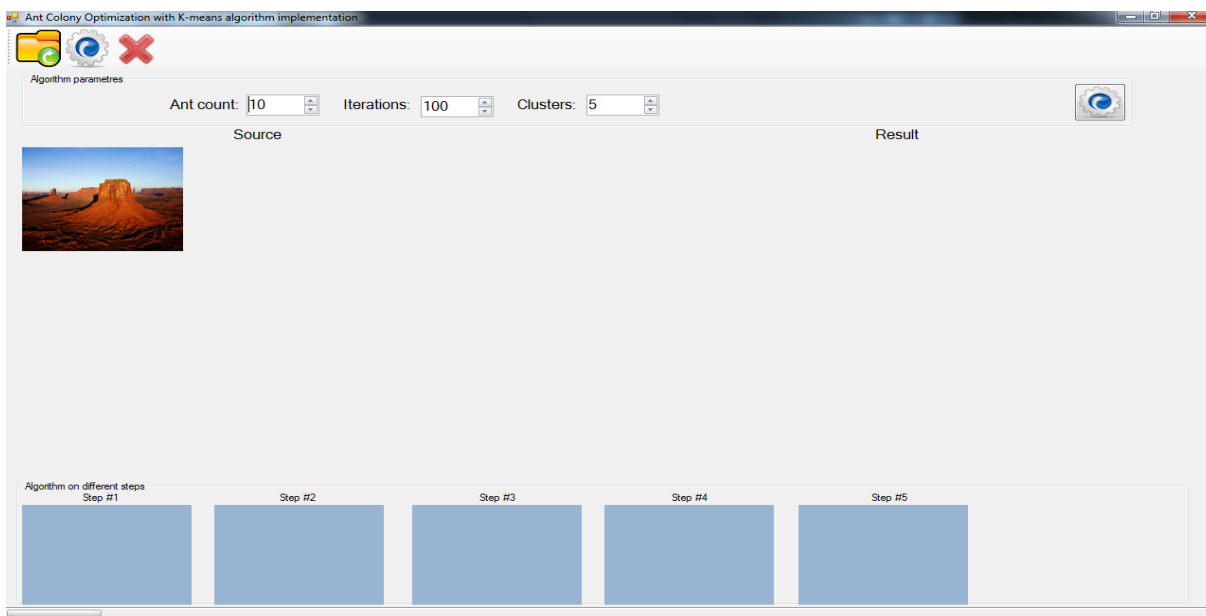


Рис. 3. Интерфейс настраиваемой параметрической части

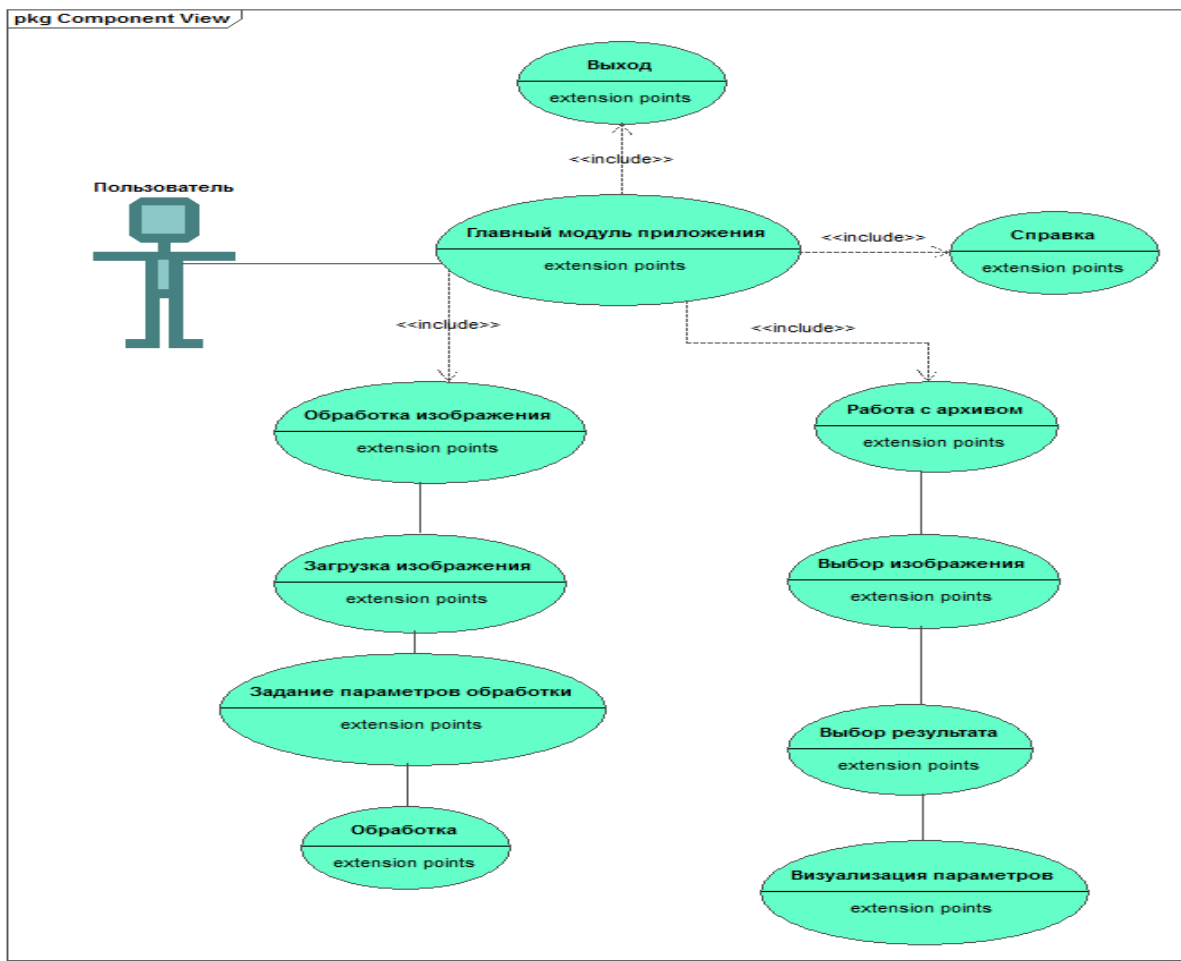


Рис. 4. Диаграмма вариантов использования разработанной системы

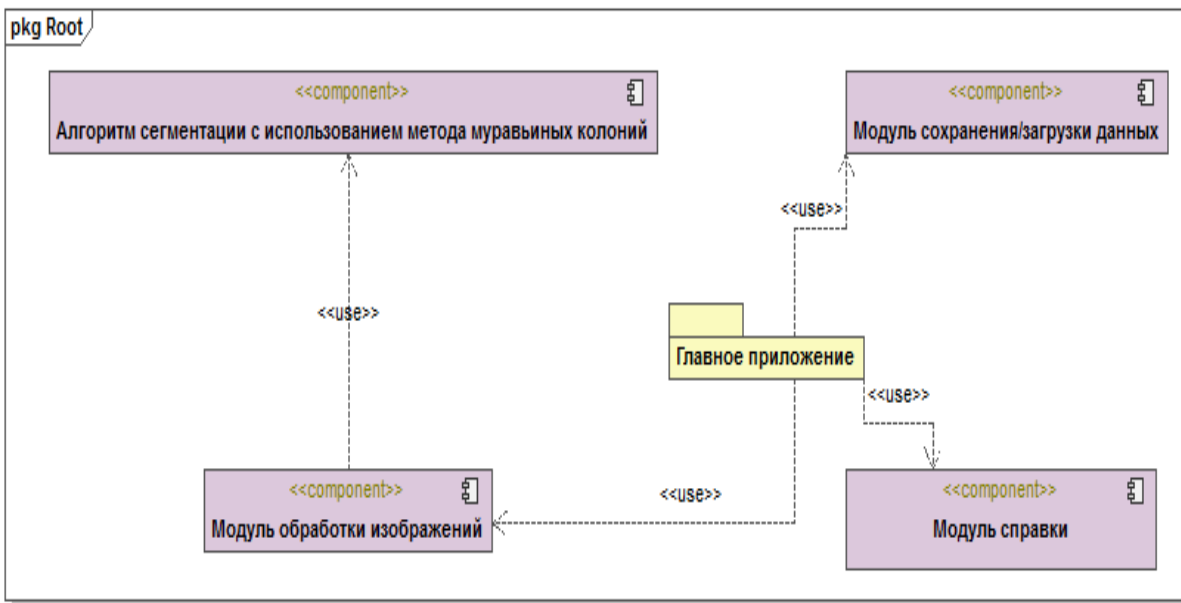


Рис. 5. Диаграмма компонентов системы

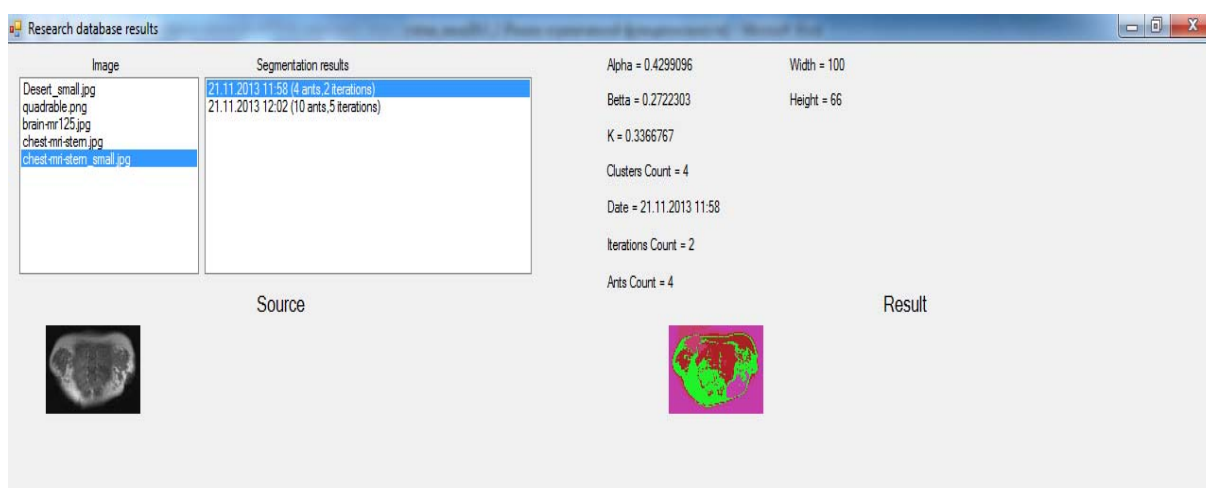


Рис. 6. Подсистема работы с архивом

При помощи подсистемы работы с архивом (рисунок 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. Для одного входного изображения возможно сохранение нескольких результатов исследований и полученных параметров, что представляет собой важное значение при проведении исследований и определении оптимальных значений входных параметров.

#### Сегментация эталонных изображений из бенчмарка

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

К сожалению, база не содержит изображений медицинских снимков, но имеется большое количество изображений из разных областей. Было выбрано несколько изображений и проведена сегментация. С результатами можно ознакомиться ниже.

Как видно из рисунков 7 и 8, результаты получились неплохими. В первом случае изображение было разбито на 5 кластеров, все части одежды, фона и лица девушки были кластеризованы в разные кластера, при более детальном рассмотрении можно увидеть некоторые недочеты в соотношении пикселей вследствие возможно не совсем точной настройки параметров алгоритма.

Результаты на рисунке 7 кластеризованы на 2 группы – монеты и фон. Как видим, все отделено аккуратно, но также имеются небольшие погрешности при увеличенном рассмотрении пикселей.



Рис. 7. изображение Lena из бенчмарка Беркли: а – исходное изображение, б – результат сегментации

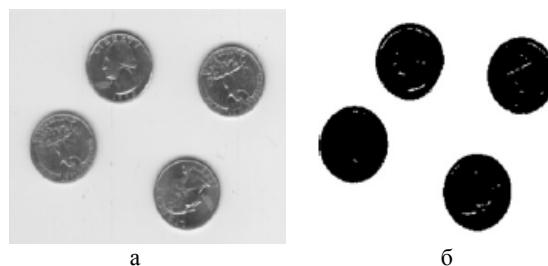


Рис. 8. Изображение из бенчмарка Беркли: а – исходное изображение, б – результат сегментации

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.

#### Сравнительный анализ сегментации с помощью разработанной системы и системы Osiriss

Для сравнения результатов работы разработанного алгоритма мы предлагаем провести сравнительный анализ результатов сегментации нашей системы и узкоспециализированной медицинской системы Osiriss (Швейцария). Все изображения – реальные снимки различных органов

и частей тела человека, используемые врачами для постановки диагнозов и проведения диагностики.

Далее приведем набор изображений и результат обработки, а ниже сделаем вывод и анализ каждого снимка по отдельности.

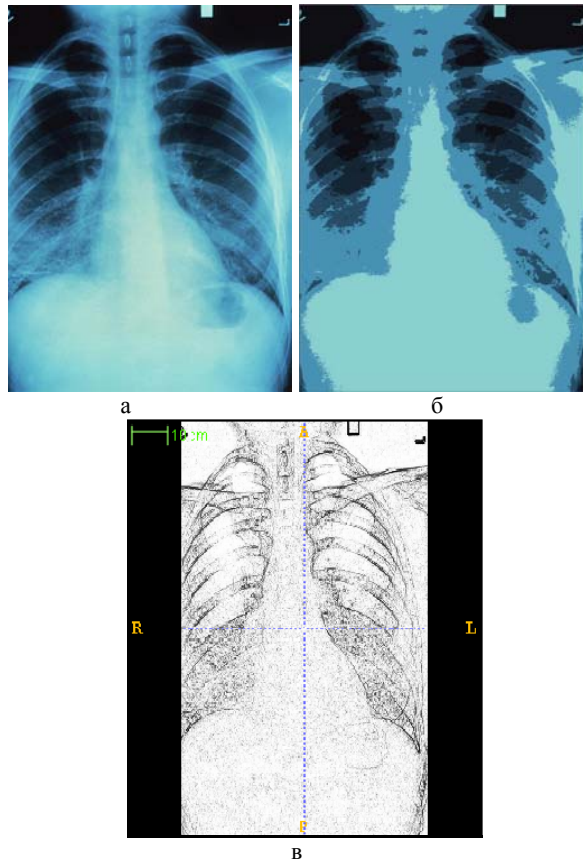


Рис. 9. Легкие:  
а – исходный снимок, б – разработанная система,  
в – система Осирис

На рисунке 9 представлен снимок легких. Изображение сегментировали на 4 кластера. На рисунке 9 (б) представлен результат обработки нашей системой, 9 (в) – система Осирисс. Так, на рисунке 9 при сегментации снимка легких разработанная система визуально более качественно произвела сегментацию, т.к. были отделены контуры альвеол. На системе Осирисс данный фрагмент вышел слившимся с другой частью.

На рисунке 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 5 кластеров. Результаты работы систем схожи и пригодны для идентификации частей.

На рисунке 11 результат схож с результатом на рисунке 9. Разработанная система в отличие от швейцарской лучше очертила контуры важных узлов, а это очень важно для анализа снимков. Сегментация проводилась на 4 кластера.

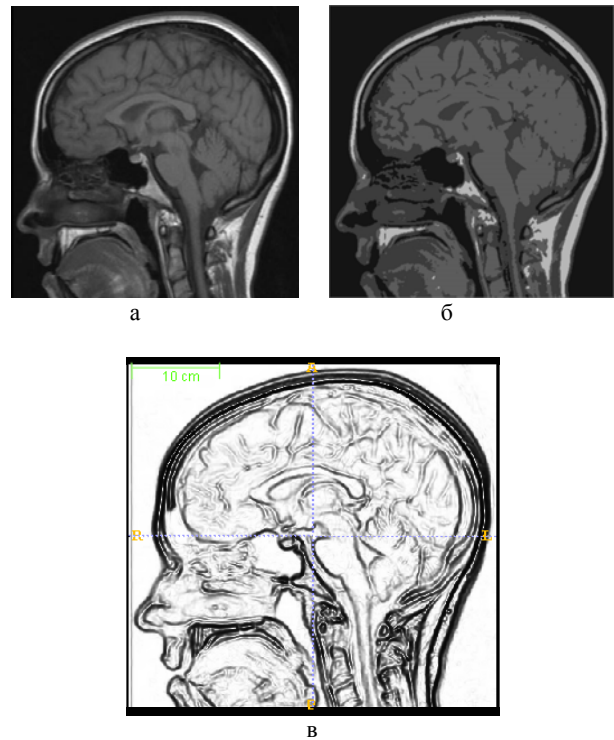


Рис. 10. Череп:  
а – исходный снимок, б – разработанная система,  
в – система Осирис

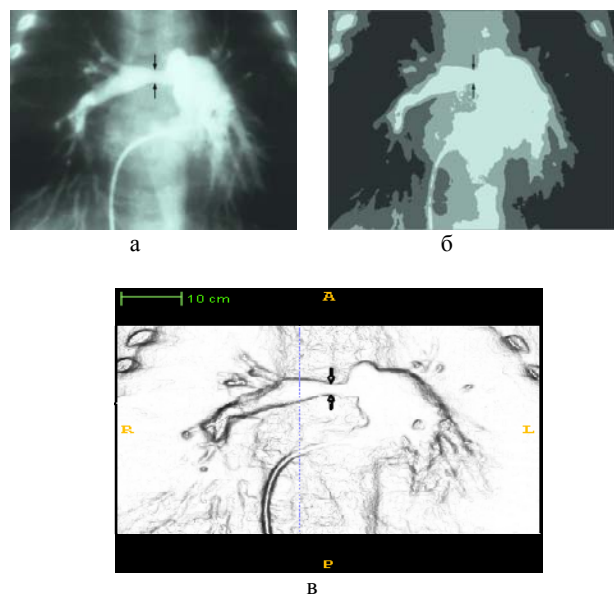


Рис. 11. Легкие:  
а – исходный снимок, б – разработанная система,  
в – система Осирис

На рисунке 13 разработанная система показала результат гораздо хуже, чем Осирисс. Не были выделены важнейшие узлы на изображении и некоторые части получились частью других областей. Сегментация проводилась на 4 кластера. Возможно, неудачно были подобраны эвристические коэффициенты в нашем алгоритме и результат вышел не очень хорошим.



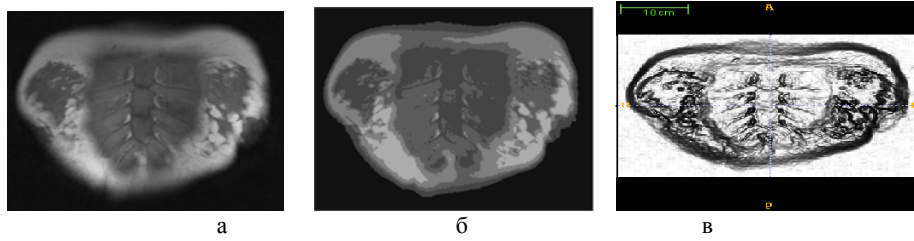


Рис. 12. Серце:  
а – исходный снимок, б – разработанная система, в – система Осирис

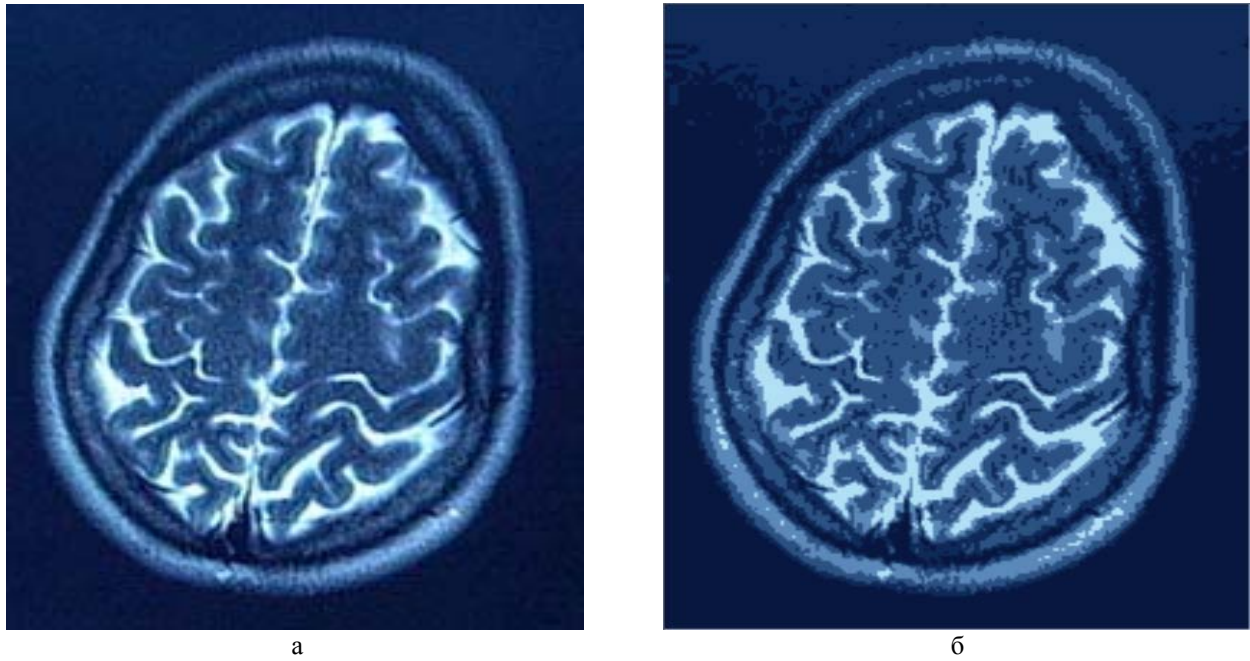


Рис. 13. Мозг:  
а – исходный снимок, б – результат сегментации



Рис. 14. Позвоночник: а – исходный снимок, б – результат сегментации

На рисунках 13 и 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 приведены значения коэффициентов  $\alpha$ ,  $\beta$  для каждого изображения:

Таблиця 1

## Результаты исследований

Номер изображения	$\alpha$	$\beta$
9	0.35	0.8
10	0.7	0.7
12	0.25	0.08
13	0.02	0.12
14	0.82	0.91
15	0.68	0.53

**Выводы**

Была разработана компьютерная система сегментации изображений на основании модифицированного алгоритма муравьиных колоний и K-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 Ossiriss (Швейцария). 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.

**Литература**

1. Pal N. R. "A review on image segmentation techniques" / N. R. Pal, S. K. Pal. – Pattern Recognition № 9 (26), 1993.
2. Solberg A.H.S. Random field model for classification of multisource satellite imagery" / A.H.S. Solberg, T. Taxt, A.K. Jain. – IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. – № 4 (32), 1994.
3. Скобцов Ю. А. Сегментация изображений методом муравьиных колоний / Скобцов Ю.А., Эль-Хатиб С. А., Эль-Хатиб А. И. // Вестник Херсонского Национального Технического Университета – Херсон, 2013. - №1(46) – с.204 – 211.
4. Huizhi Cao A Novel Image Segmentation Algorithm Based on Artificial Ant Colonies / Huizhi Cao, Peng Huang, Shuqian Luo // Medical Imaging and Informatics Second International Conference, MIMI 2007. – Beijing, China.

**References**

1. Pal N. R. "A review on image segmentation techniques" / N. R. Pal, S. K. Pal. – Pattern Recognition № 9 (26), 1993.
2. Solberg A.H.S. Random field model for classification of multisource satellite imagery" / A.H.S. Solberg, T. Taxt, A.K. Jain. – IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. – № 4 (32), 1994.
3. Skobcov Ju. A. Segmentacija izobrazhenij metodom murav'inyh kolonij / Skobcov Ju.A., Jel'-Hatib S. A., Jel'-Hatib A. I. // Vestnik Hersonskogo Nacional'nogo Tehnicheskogo Universiteta – Herson, 2013. - №1(46) – s.204 – 211.
4. Huizhi Cao A Novel Image Segmentation Algorithm Based on Artificial Ant Colonies / Huizhi Cao, Peng Huang, Shuqian Luo // Medical Imaging and Informatics Second International Conference, MIMI 2007. – Beijing, China.

**Ель-Хатиб С.А., Скобцов Ю.О., Комп'ютерна система сегментації медичних зображень методом мурашиних колоній**

*Сегментація зображень 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, в значній мірі залежать від його результатів. Тому сегментація зображень є предметом інтенсивних досліджень. Виконана реалізація та аналіз спільного алгоритму сегментації K-середніх і мурашиних колоній. Реалізована програмна система. Отримано вихідні дані. Отримано значення коефіцієнтів запропонованого алгоритму та проведено порівняння результатів обробки іншими системами.*

**Ключові слова:** сегментація, алгоритм мурашиних колоній, алгоритм K-середніх, аналіз зображень.

**El-Khatib S., Skobtsov Y., Computer system of medical image segmentation using ant colony optimization**

*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, segmentation of images is the subject of intense research.*

*We have developed the implementation and analysis of the joint segmentation algorithm of K-means and ant colonies. The programming system was implemented. Obtained output data. Obtained the meanings of algorithm coefficients and done comparison of obtained output data with another systems. Researched the optimal parameters of developed algorithm for comparison. Experimental results were done on different benchmarks, including real medical images. Obtained algorithm can be improved in future by using Dann's index.*

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

---

**Скобцов Юрій Олександрович** – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри "Автоматизовані системи управління" Донецького національного технічного університету, skobtsov@kita.dgtu.donetsk.ua.

**Ель-Хатіб Самер Аднан Ібрагім** – аспірант кафедри автоматизованих систем управління Донецького

національного технічного університету,  
samer\_elkhatib@mail.ru

Рецензент: *Носко П.Л.*, д.т.н., професор.

Стаття подана 11.03.14