

# Сегментация изображений биоинспирированным нечетким алгоритмом паукообразных обезьян

А. М. Штучный<sup>1</sup>, В. М. Курейчик<sup>2</sup>

ИТИБ ЮФУ

<sup>1</sup>anton.shtuchnyy@yandex.ru, <sup>2</sup>vmkureychik@sfedu.ru

**Аннотация.** В статье представлена теоретическая разработка биоинспирированного нечеткого алгоритма паукообразных обезьян, достоинством которого является самостоятельное определение количества кластеров и их центров. Теоретическое преимущество такого подхода в использовании алгоритма универсального алгоритма оптимизации, который превосходит аналоги во многих тестовых задачах оптимизации. В статье приводятся выводы о перспективах исследований в этом направлении и предлагаются возможности использования результатов работы.

**Ключевые слова:** визуальный и измерительный контроль; системы автоматизации проектирования; сегментация изображений; алгоритм паукообразных обезьян

## I. ВВЕДЕНИЕ

На текущий момент существует множество систем автоматизирующих процесс визуального и измерительного контроля печатных плат. Многие такие системы используют предварительную обработку изображений, которая включает в себя сегментацию изображений. Под сегментацией понимают процесс разделения оцифрованного изображения на несколько сегментов. Целью является упрощение изображения, или изменение его представления, для упрощения его дальнейшего анализа [15, 16].

В последние годы были исследованы различные методы сегментации, включающие пороговое значение гистограммы [1], обнаружение края [2], рост территории [3], преобразование водораздела [4], методы кластеризации и мягких вычислений. Методы мягких вычислений включают сегментацию изображений с использованием генетических алгоритмов [5, 6, 7], методы нечеткой логики [5, 8] и подходы, основанные на нейронной сети [9, 10].

В сегментации изображений используют два подхода: один – жесткая сегментация, а другой – мягкая / нечеткая сегментация. В жесткой сегментации изображения делятся на несколько различных сегментов, где каждый сегмент изображения принадлежит только одному сегменту. В подходе мягкой / нечеткой сегментации элементы могут принадлежать более чем одному сегменту со степенью принадлежности. На рис. 1 показано использование нечеткой сегментации изображений.

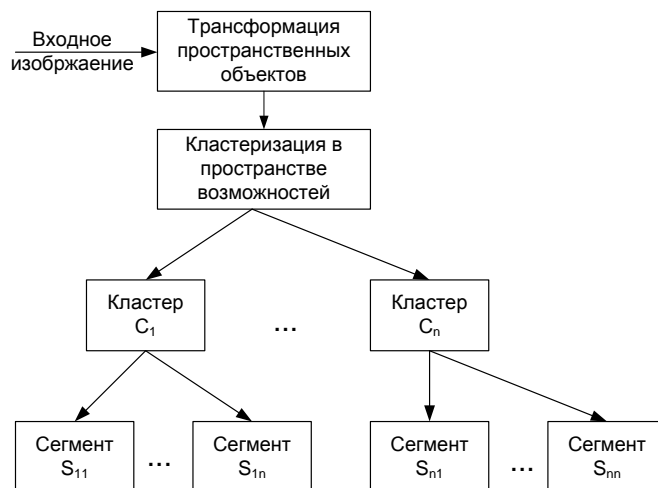


Рис. 1. Использование нечеткой сегментации изображений

В реальности, где обычно нет четкой границы между сегментами, нечеткая сегментация часто подходит для приложений, ориентированных на принятие решений.

Сегментация изображений – одна из сложных задач в области анализа изображений и приложений компьютерного зрения. Для решения этой сложной задачи методы нечеткой сегментации оказываются плодотворными. Сегментация изображений с использованием метода нечеткости обеспечивает среднее значение классификации значений пикселей с большой степенью точности. Преимущество нечетких систем заключается в том, что их легко понять, поскольку функции членства правильно разделяют пространство данных [4, 5, 6, 7, 8].

В представленной работе представлен новый алгоритм нечеткой сегментации изображений, который позволяет повысить точность сегментации за счет применения эвристического алгоритма паукообразных обезьян для поиска количества сегментов и начальных положений их центров.

## II. АЛГОРИТМЫ НЕЧЕТКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ

За все время исследования решения задачи сегментации были предложены многочисленные алгоритмы. Но все они имеют разные ограничения с точки зрения временной сложности, точности. Это связано с нечеткими границами кластеров в изображении. В этой

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации «Организация научных исследований», код 2.5537.2017/ ВУ /6.7, и гранта РФФИ, №18-07-00050

связи, методы, отличные от нечетких, приводят к неоднозначности в сегментированных изображениях, с другой стороны, методология сегментации нечеткого изображения дают хорошие результаты.

Существует некоторая неопределенность, связанная с изображениями реального мира, и, таким образом, сегментирование таких изображений приводит к нечетким областям. Методы сегментации используют информацию, такую как яркость и пространственное расположение пикселей. Эти методы не имеют возможности разделять области изображения с одинаковыми интенсивностями пикселей, рассматривая только интенсивность пикселей. Пиксели на изображении сильно коррелированы, то есть пиксели в непосредственной окрестности обладают почти теми же характеристиками. Поэтому пространственная корреляция соседних пикселей является важной характеристикой, которая может оказать большую помощь в сегментации изображения. Алгоритмы нечеткой кластеризации являются наиболее приемлемым средством сегментации изображения, поскольку обладают устойчивыми характеристиками для неопределенности и может сохранять гораздо больше информации, чем жесткие подходы к сегментации [11].

Недостатком алгоритмов для задачи сегментации изображений САПР, можно назвать: необходимость точно знать количество кластеров, что сложно выполнимо при сегментации изображения; точность сегментации зависима от начального выбора множества центров сегментов. В качестве возможного решения этих проблем применим алгоритм паукообразных обезьян (АПО), используя его для получения начальных центров сегментов для алгоритма сегментации

### III. ОПИСАНИЕ ИСХОДНОГО АЛГОРИТМА ПАУКООБРАЗНЫХ ОБЕЗЬЯН

АПО – это новейший алгоритм на основе роевого интеллекта, который мотивирован необыкновенным поведением паукообразных обезьян. АПО – это стохастическая метаэвристика, основанная на популяции. Алгоритм сбалансирован для поиска и эксплуатации в большинстве случаев.

Социальное поведение паукообразных обезьян легло в основу метода стохастической оптимизации, который имитирует поведение паукообразных обезьян в поисках пищи [12, 13, 14]. Повседневное поведение паукообразных обезьян показывает, что эти обезьяны попадают, в категории животных, чье поведение основано на разделении социальной структуры FFSS.

В данной стратегии поведение животных на основе FFSS (например, пауков-обезьян) делится на четыре этапа. Во-первых, группа начинает фуражировать пищу и оценивает дистанцию от пищи. На втором этапе, исходя из расстояния от пищи, члены группы обновляют свои позиции и снова оценивают расстояние от источников пищи. Кроме того, на третьем этапе местный лидер обновляет свою лучшую позицию внутри группы, и если позиция не обновляется в течение определенного количества раз, все участники этой группы начинают

поиск продуктов в разных направлениях. Затем, на четвертом этапе, глобальный лидер обновляет свою лучшую позицию, а в случае стагнации он разбивает группу на подгруппы меньшего размера. Все четыре этапа, упомянутые выше, выполняются непрерывно до тех пор, пока не будет достигнут желаемый выход. В предлагаемой стратегии необходимо ввести два важных контрольных параметра: «Ограничение глобального лидера», а другой – «Ограничение локального лидера», который помогает локальным и глобальным лидерам принимать соответствующие решения. Контрольный параметр «Ограничение глобального лидера» используется для предотвращения стагнации, т.е. если лидер локальной группы не обновляет себя в определенное количество раз, тогда эта группа перенаправляется в другое направление для поиска. Другой контрольный параметр «Ограничение локального лидера» используется для той же цели для глобального лидера. Глобальный лидер разбивает группу на более мелкие подгруппы, если она не обновляется в определенное количество раз.

Таким образом, переходя от поведения животных, к их моделям, агентам, АПО определяется следующими этапами, описанными в [13]:

- Инициализация популяции агентов.
- Фаза агента – локального лидера.
- Фаза агента – глобального лидера.
- Фаза обучения агента – глобального лидера.
- Фаза обучения агента – локального лидера.
- Фаза определения агента – локального лидера.
- Фаза определения агента – глобального лидера.

Для решения задачи сегментации в фазе определения глобального лидера вместо контроля положения глобального лидера применим алгоритм сегментации, используя положение агентов – локальных лидеров как центры сегментов алгоритма сегментации.

### IV. АЛГОРИТМ НЕЧЕТКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ ПАУКООБРАЗНЫХ ОБЕЗЬЯН

Первоначально алгоритм паукообразных обезьян был разработан как алгоритм многокритериальной оптимизации. Рассматривая его применение как алгоритм сегментации, представим, что первоначальный набор альтернативных решений (АР), это первичное положение центров сегментов, а квазиоптимальный набор АР будет соответствовать конечному положению центров сегментов для сегментации. Многокритериальность алгоритма использована для задания цветовой модели сегментируемого изображения.

#### А. Инициализация популяции агентов

На этом этапе алгоритм генерирует равномерно распределенную начальную популяцию  $N$  агентов, начальных центров сегментов, где каждый агент  $SM_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) является  $D$ -мерным вектором. Здесь  $D$  – число переменных цветности, которым определяется черно-белое

или цветное изображение будет сегментировано.  $SM_i$  представляют:

$$SM_{ij} = SM_{minj} + U(0, 1) \times (SM_{maxj} - SM_{minj}), \quad (1)$$

где  $SM_{minj}$  – нижняя и  $SM_{maxj}$  – верхняя границы  $SM_i$  в  $j$ -м направлении, а  $U(0, 1)$  – равномерно распределенное случайное число в диапазоне  $[0, 1]$

#### В. Фаза агента – локального лидера

В этой фазе агенты обновляют свою текущую позицию на основе информации опыта агента – локального лидера, а также опыта агентов членов локальной группы. Рассчитывается значение пригодности нового положения. Если значение пригодности новой позиции выше, чем значение старой позиции, тогда  $SM$  обновляет свою позицию с новой. Уравнение обновления положения для  $i$ -ой  $SM$  (которое является членом  $k$ -й локальной группы) на этой фазе

$$SM_{newij} = SM_{ij} + U(0, 1) \times (LL_{kj} - SM_{ij}) + U(-1, 1) \times (SM_{rj} - SM_{ij}), \quad (2)$$

где  $SM_{ij}$  –  $j$ -я размерность  $i$ -го  $SM$ ,  $LL_{kj}$  представляет  $j$ -ую размерность позиции  $k$ -й локальной группы.  $SM_{rj}$  –  $j$ -я размерность  $k$ -го  $SM$ , которая выбирается случайным образом в  $k$ -й группе, так что  $r \neq i$ ,  $U(0, 1)$  является универсально распределенным случайным числом между 0 и 1.

В работе [14], предложена модификация этого этапа.

#### С. Фаза агента – глобального лидера

После завершения фазы локального лидера начинается фаза глобального лидера. На этой фазе все  $SM$  обновляют свою позицию с использованием опыта глобального и локального участника группы. Уравнение обновления позиции для этой фазы выглядит следующим образом:

$$SM_{newij} = SM_{ij} + U(0, 1) \times (GL_j - SM_{ij}) + U(-1, 1) \times (SM_{rj} - SM_{ij}), \quad (3)$$

где  $GL_j$  представляет  $j$ -ю измерение позиции агента – глобального лидера, а  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$  – случайно выбранный индекс. На этом этапе позиция  $SM_i$  обновляется на основе вероятности  $prob_i$ , которая рассчитывается с использованием их пригодности. Лучший кандидат будет иметь больше шансов стать лучше. Вероятность  $prob_i$  может быть рассчитана с использованием следующего выражения (может быть какая-то другая, но должна быть функцией пригодности):

$$prob_i = \frac{fitness_i}{\sum_{i=1}^N fitness_i}, \quad (4)$$

где  $fitness_i$  – значение пригодности  $i$ -го  $SM$ .

Кроме того, вычисляется пригодность вновь созданной позиции  $SM$ , а другая – более лучшая.

#### Д. Фаза обучения агента – глобального лидера

В этой фазе позиция глобального лидера обновляется путем применения жадного выбора в популяции, то есть позиция  $SM$ , имеющая наилучшую пригодность для

населения, выбирается как обновленная позиция мирового лидера. Кроме того, проверяется, обновится ли позиция глобального лидера или нет, а если нет, то «Ограничение глобального лидера» увеличивается на 1.

#### Е. Фаза обучения агента – локального лидера

В этой фазе положение локального лидера обновляется путем применения жадного выбора в этой группе, то есть положение  $SM$ , имеющего лучшую пригодность в этой группе, выбирается как обновленная позиция местного лидера. Затем обновленная позиция местного лидера сравнивается со старой, и если положение не обновляется, значение «Ограничение локального лидера» увеличивается на 1.

#### Ф. Фаза определения агента – локального лидера

Если какая-либо локальная позиция лидера не обновляется до заданного порога ограничение локального лидера, то все члены этой группы обновляют свои позиции либо случайной инициализацией, либо используя комбинированную информацию от агентов локального и глобального лидера через уравнение:

$$SM_{newij} = SM_{ij} + U(0, 1) \times (GL_j - SM_{ij}) + U(0, 1) \times (SM_{ij} - LL_{kj}). \quad (5)$$

Из уравнения видно, что обновленное измерение этого  $SM$  привлекается к глобальному лидеру и отталкивается от местного лидера. Далее вычисляется пригодность обновленного  $SM$ .

#### Г. Фаза определения агента – глобального лидера

Первоначально в алгоритме паукообразных обезьян на этом этапе контролировалось положение агента – глобального лидера. Мы же применим алгоритм нечеткой сегментации для получения конечного результата работы алгоритма сегментации – сегментов.

#### V. ПСЕВДОКОД АЛГОРИТМА НЕЧЕТКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ ПАУКООБРАЗНЫХ ОБЕЗЬЯН

1. Инициализация популяции агентов, ограничений агентов локального и глобального лидеров.
2. Вычисление пригодности агентов.
3. Выбор агентов на роль глобального и локального лидера с применением жадного выбора (фазы).
4. Для нахождения объектов, создаем новые позиции для всех агентов (1).
5. Применение жадного выбора ко всем агентам основанное на их пригодности.
6. Вычисление пригодности  $prob_i$  (4) для всех агентов.
7. Создание новых позиций для всех агентов (2).
8. Обновление позиций агентов глобального и локального лидеров.  
while (Termination criteria is not satisfied) do{
9. Вычисляем центры сегментов где, агенты локальных лидеров будут начальными центрами по, алгоритму нечеткой сегментации С-средних.

10. Перевычисляем веса по алгоритму нечеткой сегментации С-средних.
  11. Проверяем выполнение условий цикла чаще всего достаточно – если да, то заканчиваем, если нет, то переходим к шагу 2.
- }
12. end while.

## VI. ВЫВОДЫ

АПО – это один из последних алгоритмов в области популяционных алгоритмов. Его возможности для решения различных задач слабо исследованы. В этой статье предлагается теоретическая адаптация алгоритма паукообразных обезьян на основе алгоритма нечеткой сегментации и оригинального алгоритма паукообразных обезьян, который позволяет проводить сегментацию изображений. Его преимуществом является самостоятельное определение количества кластеров и их центров. Теоретическое преимущество такого подхода в использовании универсального алгоритма оптимизации, который превосходит аналоги во многих тестовых задачах оптимизации. Так же стоит отметить, что данный алгоритм можно применять для сегментации облака точек, содержащих информацию как о расположении каждой точки в пространстве, так и о цвете.

В последующих работах планируется провести сравнительный анализ алгоритмов сегментации с автоматическим определением количества кластеров, в том числе и основанных на алгоритме нечеткой сегментации с предложенным в статье алгоритмом на изображениях САПР.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] S.K. Pal, R.A. King, and A.A. Hashim, "Automatic grey level thresholding through index of fuzziness and entropy," *Pattern Recognit.Lett.*, vol. 1, pp. 141-146, Mar. 1983.
- [2] Batista, J., Freitas, R, An adaptive gradient-based boundary detector for MRI images of the brain, *Image Processing And Its Applications, Seventh International Conference*, vol.1, pp.440-444, Jul 1999.
- [3] J.P. Fan, D.K.Y Yau, and A.K.Elmagarmid. Automatic image segmentation by integrating color edge extraction and seeded region growing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(10):1454-1466, 2001.
- [4] A. Bleau and L. J. Leon, "Watershed-based segmentation and region merging," *CVIU*, vol. 77, no. 3, pp. 317-370, Mar. 2000.
- [5] M. Abdulghafour, "Image segmentation using Fuzzy logic and genetic algorithms", *Journal of WSCG*, vol.11, no. 1, 2003.
- [6] Xian Bin Wen, Hua Zhang and Ze Tao Jiang, "Multisale Unsupervised Segmentation of SAR Imagery Using the Genetic Algorithm", *Sensors*, vol.8, 2008, pp.1704-1711.
- [7] [George Karkavitsas and Maria Rangoussi,"Object Localization in Medical Images Using Genetic Algorithms", *International Journal of Signal Processing*, 2005, pp.204-207.
- [8] [8] Kanchan Deshmukh and G. N. Shinde, "An adaptive neuro-fuzzy system for color image segmentation", *J. Indian Inst. Sci.*, vol. 86, Sept.-Oct. 2006, pp.493-506.
- [9] [Jander Moreira and Luciano Da Fontoura Costa, "Neural-based color image segmentation and classification using self-organizing maps", *Anais do IX SIBGRAPI*, 1996, pp.47-54.
- [10] Metin Kaya, "Image Clustering and Compression Using An Annealed Fuzzy Hopfield Neural Network", *International Journal of Signal Processing*, 2005, pp.80-88.
- [11] D. Pham, "An adaptive fuzzy C-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities," *Pattern Recognit.Lett.*, vol. 20, pp. 57-68, 1999.
- [12] Ali A Al-Azza, Ammar A Al-Jodah, and Frances J Harackiewicz. Spider monkey optimization: A novel technique for antenna optimization. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 15:1016–1019, 2016.
- [13] Bansal, J.C., Sharma, H., Jadon, S.S. and Clerc, M., Spider monkey optimization algorithm for numerical optimization. *Memetic computing*, 6(1), pp.31-47. (2014).
- [14] Viren S., Sandeep K., Sanjay J. An Improved Spider Monkey Optimization Algorithm, January. 2018
- [15] Штучный А.М., Курейчик В.М. "Сегментация изображений адаптированным алгоритмом обезьян на основе к-средних". «Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине».. Томск : Изд-во Томского политехнического университета, 2017. 450 с.
- [16] Курейчик В.М., Штучный А.М. "Использование эволюционных алгоритмов сегментации изображений в САПР." *Информационные технологии и математическое моделирование систем*. Одинцово. 2017.