

УДК 004.04

Сегментация изображений с помощью смешанного и экспоненциального алгоритмов роя частиц

С.А. Эль-Хатиб

Донецкий национальный технический университет
samer_elkhatib@mail.ru

Эль-Хатиб С.А. Сегментация изображений с помощью смешанного и экспоненциального алгоритмов роя частиц. Представлены для рассмотрения два алгоритма сегментации изображений: смешанный алгоритм К-средних и роя частиц и экспоненциальный алгоритм роя частиц. Разработана система для сегментации изображений с помощью приведенных алгоритмов. Выполнено тестирование алгоритмов с помощью бенчмарка Berkley, проведено сравнение результатов с другими алгоритмами сегментации. Выполнено сравнение точности сегментации по сравнению с другими алгоритмами.

Постановка проблемы

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 [1-2].

На данный момент существует достаточно большое количество алгоритмов сегментации, которые имеют свои преимущества и недостатки. Но не существует одного универсального метода, поэтому для каждой задачи в общем случае необходимо подбирать вручную метод, способный выдавать наилучший результат.

Объектом исследования является процесс сегментации изображений.

Предметом исследования являются методы сегментации изображений: смешанный алгоритм К-средних и роя частиц и экспоненциальный алгоритм роя частиц.

Анализ литературы

В литературе представлен обширный перечень методов сегментации изображений, например в [1-2].

Среди них метод с использованием нейронной сети Кохонена (Kohonen Map), являющийся одним из наиболее часто используемых [3]. Метод представляет собой двухслойную сеть. Каждый нейрон первого (распределительного) слоя соединен со всеми нейронами второго (выходного) слоя, которые расположены в виде двумерной решетки.

Методы сегментации делятся на два класса:

- автоматические [1] – (не требуют взаимодействия с пользователем);

- интерактивные [2] – (в процессе работы требуется участие пользователя).

Существует два класса задач автоматической сегментации:

- извлечение областей изображения с определенными свойствами;

- дробление изображения на однородные области.

Хороший обзор автоматических методов сегментации приведен в [1]. Но у них есть один существенный недостаток – недостаточная точность работы. Наиболее популярные и известные алгоритмы автоматической сегментации – алгоритм к-средних, гистограммные методы, операторы выделения краев, методы разрастания областей, методы разреза графа.

Исходя из результатов исследований автоматических алгоритмов сегментации, стало понятно, что новые алгоритмы автоматической сегментации не смогут решать абсолютно любые задачи по сегментированию изображений с заранее гарантированным результатом. И более того, есть основания предполагать, что и в ближайшее время такие методы не появятся. В связи с этим, большее внимание стало уделяться интерактивной сегментации. Хороший обзор подобных методов приведен в [2].

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 [5]. Выбор числа кластеров k, как правило, базируется на

результатах предыдущих исследований либо на основании экспертной оценки.

В основе разработанных методов лежит алгоритм роя частиц (PSO, Particle Swarm Optimization), который показал свою конкурентоспособность при решении NP-полных комбинаторных задач по сравнению с генетическими алгоритмами [5] (genetic algorithms) или алгоритмами имитации отжига (simulated annealing algorithms).

Цель статьи - разработка методов сегментации изображений с помощью смешанного алгоритма К-средних и роя частиц и экспоненциального алгоритма роя частиц, разработка программной системы для исследований алгоритмов, а также получение выходных результатов работы алгоритмов.

Материалы и методы

Роевые алгоритмы (РА, Particle Swarm Optimization) – метод стохастической оптимизации, моделирующий сложные вычислительные задачи с использованием поведения стаевых природных организмов (стая птиц, стая насекомых в рое, косяк рыб и т.д.) [6]. Термин введен в 1989 году Х.Бени и В.Цзином [7].

Начальная популяция возможных решений также, как и в эволюционных алгоритмах генерируется случайным образом, а далее итеративно ведется поиск оптимального (субоптимального) решения.

Было предложено несколько моделей PSO. Среди них три наиболее успешные: LBEST [9], Inertia Weighted PSO [10], Time-Varying Inertia Weighted PSO [11] и Canonical PSO [12].

Основной роевый алгоритм

РА использует рой частиц, где каждая частица представляет потенциальное решение проблемы [6]. Поведение частицы в гиперпространстве поиска решения все время подстраивается в соответствии со своим опытом и опытом своих соседей. Кроме этого, каждая частица помнит свою лучшую позицию с достигнутым локальным лучшим значением целевой (фитнесс-) функции и знает наилучшую позицию частиц - своих соседей, где достигнут глобальный на текущий момент оптимум. В процессе поиска частицы роя обмениваются информацией о достигнутых лучших результатах и изменяют свои позиции и скорости по определенным правилам на основе имеющейся на текущий момент информации о локальных и глобальных достижениях. При этом глобальный лучший результат известен всем частицам и немедленно корректируется в том случае, когда некоторая частица роя находит лучшую позицию

с результатом, превосходящим текущий глобальный оптимум. Каждая частица сохраняет значения координат своей траектории с соответствующими лучшими значениями целевой функции, которые обозначим y_i , которая отражает когнитивную компоненту. Аналогично значение глобального оптимума, достигнутого частицами роя, будем обозначать \hat{y}_i , которое отражает социальную компоненту. Таким образом, каждая частица роя подчиняется достаточно простым правилам поведения (изложенным ниже формально), которые учитывают локальный успех каждой особи и глобальный оптимум всех особей (или некоторого множества соседей) роя.

Каждая i -я частица обладает такими характеристиками, как скорость $v_i(t)$ и местоположение $x_i(t)$ в момент времени t [8]. Местонахождение частицы меняется в соответствии с формулой:

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

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

Процессом поиска решения управляет вектор скорости $v_i(t+1)$. Данный вектор состоит из компонент, для вычисления которых используется когнитивная и социальные составляющие роя:

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

$$c_2 r_{2j}(t) [\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)]$$

где $v_{ij}(t)$ - j -ая компонента скорости ($j=1, \dots, n_x$)

частицы i в момент t , $x_{ij}(t)$ - j -я координата позиции частицы i , c_1 и c_2 - коэффициенты ускорения (положительные), $r_{1j}(t), r_{2j}(t) \sim U(0,1)$ - случайные величины от $[0,1]$, задача которых вносить случайность в процесс поиска, $y_{ij}(t)$ - лучшая позиция частицы i по координате j .

Для задачи минимизации лучшая позиция (gbest) в момент $(t+1)$ рассчитывается следующим образом:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) & \text{if } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) & \text{if } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (3)$$

где $f: R^{n_\infty} \rightarrow R$ - целевая функция, которая определяет насколько текущее решение близко к оптимальному.

$\hat{y}_j(t)$ (pbest) в момент t рассчитывается как

$$\hat{y}_j(t) \in \{y_0(t), \dots, y_{n_s}(t)\} \quad (4)$$

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

где n_s – общее число частиц роя.

Данные действия повторяются с каждой частицей во время поиска. Псевдокод основного роевого алгоритма представлен ниже.

Algorithm 1 *gbest* PSO

```

Create and init  $n$ -dimensional swarm;
repeat
  for each particle  $i=1, \dots, n$  do
    // set best personal position
    if  $f(x_i) < f(y_i)$  then
       $y_i = x_i$ ;
    end
    // correct global best position
    if  $f(y_i) < f(\hat{y})$  then
       $(\hat{y}) = y_i$ ;
    end
  end
  for each particle  $i=1, \dots, n$  do
    UpdateVelocity (2);
    UpdatePosition (1);
  end
until finish condition is true;

```

Смешанный алгоритм частиц роя и k -средних для задачи сегментации изображений

Для получения эффективного алгоритма сегментации изображений предлагается метод, в котором используется преимущества роевого алгоритма и метода k -средних. 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.

Смешанный алгоритм роя частиц и k -средних (PSO- K -means) реализуется по тем же принципам, что и алгоритм муравьиных колоний [13]. Здесь каждая частичка x_i представляет N кластеров таким образом, что $x_i = (m_{i1}, \dots, m_{ij}, \dots, m_{iN})$, где m_{ij} представляет центр кластера j для частицы i . Фитнесс-функция для каждого набора кластеров рассчитывается согласно выражению:

$$f(x_i, Z_i) = \omega_1 \bar{d}_{\max}(Z_i, x_i) + \omega_2 (z_{\max} - d_{\min}(x_i)) \quad (5)$$

где $z_{\max} = 2s-1$ для S -bit изображения; Z – матрица, отображающая связь между пикселем и центром кластера для частицы i . Каждый элемент этой матрицы z_{ip} показывает, принадлежит ли пиксель z_p кластеру C_{ij} , для частицы i . Константы ω_1 и ω_2 определяются пользователем; \bar{d}_{\max} – максимальное среднее евклидово расстояние от частиц до связанных с ними кластеров. Оно вычисляется согласно выражению:

$$\bar{d}_{\max}(Z_i, x_i) = \max_{j=1..N} \left\{ \sum_{p \in C_{ij}} d(Z_p, m_{ij}) / |C_{ij}| \right\} \quad (6)$$

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

$$d_{\min}(x_i) = \min_{\forall j_1, j_2, j_1 \neq j_2} \{d(m_{ij_1}, m_{ij_2})\} \quad (7)$$

Пошаговое описание смешанного алгоритма роя частиц и k -средних приведено далее:

- 1) Инициализируем количество кластеров K , количество частиц m
- 2) Инициализируем m наборов для K кластеров, которые будут использованы m частицами.
- 3) Для каждой частицы, пусть каждый пиксель x принадлежит тому кластеру, ближе к центру которого он находится.
- 4) Рассчитываем новые центры кластеров. Если он схож с предыдущим, то идем дальше, иначе – возвращаемся к пункту 3.
- 5) Сохраняем лучшее решение для каждой частицы ($pbest$).
- 6) Сохраняем лучшее решение среди всех m частиц ($gbest$).
- 7) Обновляем кластерные центры согласно решениям $pbest$ и $gbest$
- 8) Если выполняется условие останова, то выводим решение, иначе – возвращаемся к пункту 3.

Экспоненциальный алгоритм роя частиц для задачи сегментации изображений

Использование алгоритма роя частиц в задаче сегментации показывает замечательные результаты в большинстве случаев. В задаче сегментации изображений, задача алгоритма роя частиц заключается в получении качественной кластеризации на основании переданных параметров. Это обеспечивается самообучающимся подходом, что очень помогает в процессе кластеризации. В случае сегментации изображений, каждая частица PSO представляется пикселем. Более того, на каждом шаге такие свойства пикселя, как интенсивность и др., используются в качестве входных параметров РА для получения оптимального результата.

Ниже приведено пошаговое описание алгоритма:

- 1) Создать исходную популяцию пикселей (частиц) распределенных по пространству изображения S ;
- 2) Рассчитать значения пикселей на основе целевой функции (задается пользователем);
- 3) Если текущий пиксель (текущая позиция частицы) лучше, лучше предыдущей, обновить ее;
- 4) Определить лучший пиксель (основываясь на предыдущем лучшем пикселе);
- 5) Обновить скорость пикселя согласно (2). Рассчитать $pbest$ согласно (3) и $gbest$ согласно (4);

- 6) Переместить частицу в новую позицию согласно (1);
- 7) Вернуться к шагу 2 до тех пор, пока условие окончания не выполнится.

Так как алгоритм роя частиц является эволюционным процессом, алгоритм будет повторяться до тех пор, пока условие завершения не будет выполнено, а изменение скорости приблизительно устремится к нулю. Каждая частичка X_i представляет N кластеров таким образом, что $x_i = (m_{i1}, \dots, m_{ij}, \dots, m_{iN})$, где m_{ij} представляет центр кластера j для частицы i .

Фитнесс-функция рассчитывается согласно (5).

\bar{d}_{\max} - максимальное среднее евклидово расстояние от частиц до связанных с ними кластеров и рассчитывается согласно (6).

$d_{\min}(x_i)$ - минимальное евклидово расстояние между парами кластерных центров и рассчитывается согласно (7).

В пункте 3.1 обсуждался алгоритм роя частиц. В данном алгоритме, частицы стремятся лететь непосредственно к позиции g_{best} , найденной самой успешной частицей. Данная социальная кооперация, помогает им обнаружить перспективные решения за довольно короткое время. Тем не менее, именно данное социальное взаимодействие, чаще всего приводит к устремлению к локальным минимумам, а не глобальным, что приводит к нахождению не оптимальных, а субоптимальных решений задачи. Как только находится новый g_{best} , он оказывает влияние на все частицы роя таким образом, что они притягиваются к данной позиции на последующих итерациях до тех пор, пока лучшее решение не будет найдено. Нахождение субоптимальных решений, связано в первую очередь общей диффузией скорости недавно найденного g_{best} и было описано El-Desouky в [14].

Улучшение в исходном алгоритме роя частиц состоит в том, что значение ω не остается постоянным. Предлагается изначально полагать $\omega = \omega_{\max}$, а далее уменьшать его значение с каждой итерацией, пока не будет достигнуто значение $\omega = \omega_{\min}$. $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$ в начале алгоритма. Предлагается снижать ω до значения ω_{\min} на протяжении первых 1500 итераций. Далее, если алгоритм все еще не сошелся, ω рассчитывается как

$$\omega = (\omega - 0.4) \frac{(\max - i)}{\max} + 0.4 \quad (8)$$

\max – максимальное число итераций;

i – номер текущей итерации.

Экспоненциальный алгоритм роя частиц (ЭкспРА, Exponential PSO) оказывает большое

влияние на исследование глобальных и локальных экстремумов. Процесс становится более быстрым и менее инертным, если инерционный вес ω модифицировать и представить в экспоненциальном виде.

Таким образом, модифицировав (8), движение частиц становится более быстрым и более отдаленным друг от друга. Таким образом формула (8) модифицируется в

$$\omega = (\omega - 0.4) e^{\frac{(\max - i)}{\max} - 1} + 0.4 \quad (9)$$

Описание разработанной системы

Разработана система, позволяющая производить визуализацию и индивидуально настраивать процесс сегментации. Имеется возможность сохранения результатов обработки в базе данных для последующего сравнения и визуального определения лучших результатов. Система разработана на платформе Microsoft.NET Framework в среде Microsoft Visual Studio.

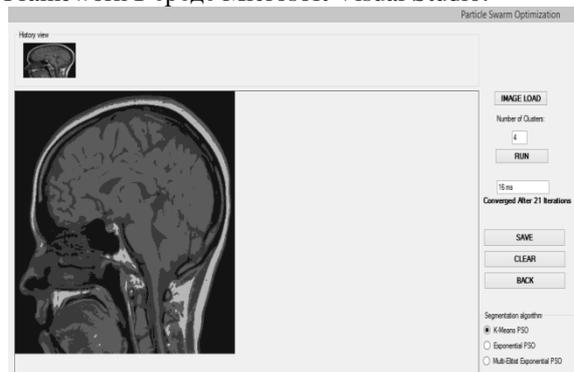


Рисунок 1 – Интерфейс запуска алгоритма роя частиц

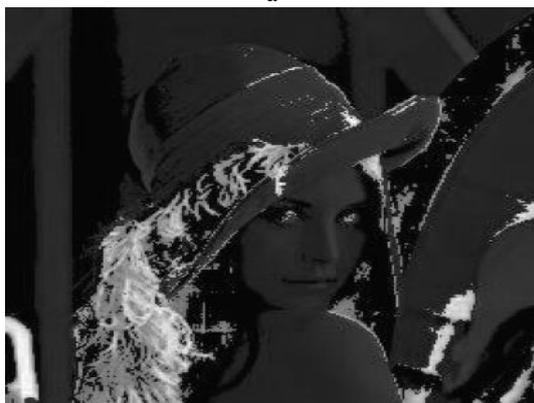
На рис.1 находится интерфейс окна запуска выполнения алгоритма. На вход передается количество кластеров, на которые необходимо разбить изображение и само изображение. Результатом является результирующее изображение. Добавленный модуль роевого алгоритма является дополнением к уже существующей системе в [15].

Эксперименты

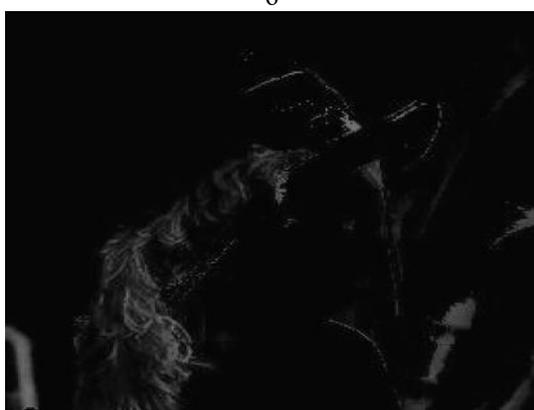
Для тестирования был выбран бенчмарк Беркли [16]. Далее будут приведены результаты сегментации изображений двумя модификациями PSO – PSO - K-means, EPSO, а также с помощью обычного алгоритма k-средних (K-means).



а



б



в



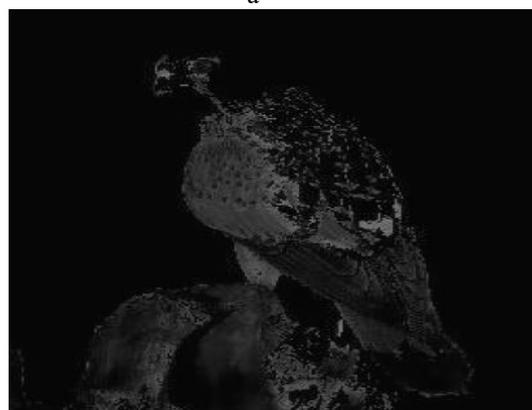
г

Рисунок 2 - Изображение Lena из бенчмарка Беркли: а – исходный снимок, б

– K-means, в – PSO-K-means, г – EPSO



а



б



в



г

Рисунок 3 - Изображение Bird из бенчмарка

Беркли: а – исходный снимок, б – K-means, в – PSO-K-means, г – EPSO

Были проведены исследования по представленным выше алгоритмам с 120 изображениями из бенчмарка Беркли, также некоторые изображения были искусственно предобработаны для воссоздания разных начальных условий (хорошее качество (отсутствуют шумы и прочие артефакты), наличие шума, нечеткие границы (контрастные изображения), изображения разной разрешающей способности).

На рисунках 2-3 приведены примеры изображений из исследований. Рисунок а – исходное изображение, б – сегментированное с помощью алгоритма K-means, в - PSO-K-means, г – EPSO.

Эталонные изображения были заранее подготовлены для всей заданной выборки (далее они же используются для тестирования алгоритмов роя частиц).

Анализ точности сегментации – один из способов расчета производительности алгоритма сегментации. Наиболее часто для такой оценки используют расчет матрицы ошибок (contingency table or an error matrix) [17]. Главная причина использования матрицы ошибок – простота ее использования. Эталонное изображение может быть наложено на результирующее изображение. Основываясь на предположении, что оба изображения обладают одинаковым соотношением пикселей и их значений, рассчитывается разница. В расчете принимает участие каждый пиксель изображений. Основанная на разнице значений, вычисляется матрица. Для расчетов используется формула

$$\text{Процент точности} = \frac{N-D}{N} * 100 \quad (10)$$

где N – общее число пикселей,

D – число пикселей отличающихся от эталона.

Результаты сегментации представлены в виде матрицы ошибок - исследованы 3 группы изображений - хорошее качество (отсутствуют шумы и прочие артефакты), наличие шума, нечеткие границы (контрастные изображения). Ниже приведены результаты исследований для данных групп (рисунки 4-6).

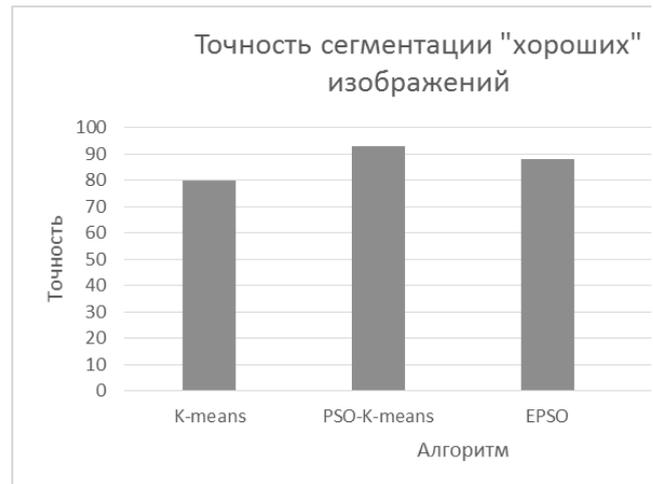


Рисунок 4 – Оценка качества сегментации для изображений хорошего качества

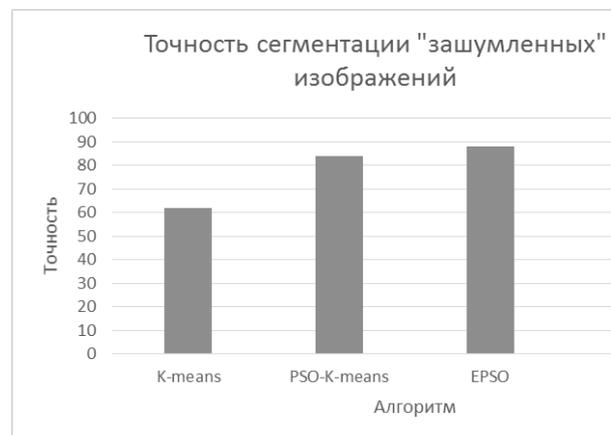


Рисунок 5 – Оценка качества сегментации для зашумленных изображений

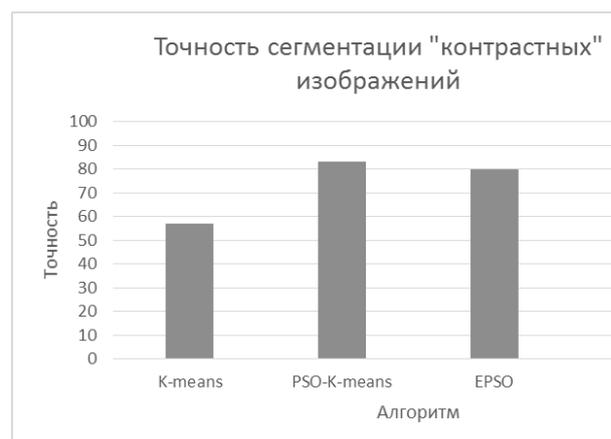


Рисунок 6 – Оценка качества сегментации контрастных изображений

Как видно из результатов, наилучшую динамику показал смешанный алгоритм k-средних и частиц роя. В 2 из 3 групп его результаты оказались лучшими по качеству. Экспоненциальный алгоритм роя частиц лучше справился с зашумленными изображениями (рисунки 5).

Выводы

Была разработана компьютерная система сегментации изображений на основании модифицированного алгоритма роя частиц и К-средних. Апробация показала высокую эффективность разработанного алгоритма.

Использованные алгоритмы показали в некоторых случаях свое превосходство по качеству результатов по сравнению с существующими алгоритмами сегментации изображений (в 2 из 3х тестовых групп лучшие результаты были получены с помощью алгоритма PSO-K-means, с зашумленными изображениями лучше справился EPSO алгоритм).

Литература

1. Конушин В.В., Вежнев В.А. Методы сегментации изображений: автоматическая сегментация // Вестник МГУ им. Ломоносова – №5, 2009. – с. 50-55.
2. Конушин В.В., Вежнев В.А. Методы сегментации изображений: интерактивная сегментация // Вестник МГУ им. Ломоносова – №4, 2008. – с. 107-118.
3. Dong G., Xie M. Color clustering and learning for image segmentation based on neural networks // Neural Networks, IEEE Transactions. – 2005, P. 925-936.
4. Hartigan J. A., Wong M.A. Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm // Journal of the Royal Statistical Society. – 1979. - Series C **28** (1). - P. 100–108.
5. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley : Reading, MA. 1989 – 525p.
6. Скобцов Ю.А., Сперанский Д.В. Эволюционные вычисления: учебное пособие. М.:Национальный Открытый Университет «ИНТУИТ» 2015.331с.
7. Beni G., Wng J. Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems, Proceed // NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems, Tuscany, Italy, June 26-30. – 1989.
8. Kaewkamnerdpong, B. Perceptive Particle Swarm Optimisation: an Investigation // IEEE Swarm Intelligence Symposium, Pasadena, CA, USA, June, 2005, pp. 169-176.
9. Kennedy J., Eberhart R. Particle swarm intelligence // In Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks.- LA, 1995. - P. 1942-1948.
10. Shi Y. A., Eberhart R. A modified particle swarm optimizer // The 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, 1998, P. 69–73.
11. Shi Y., Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization // Proceedings of the 1999 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 1999, P. 1945–1950.
12. Clerc M., Kennedy J. The particle swarm – explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space // IEEE Transactions on Evolutionary Computation, №6 (1), 2012. - P. 58–73.
13. 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.
14. El-Desouky N., Ghali N., Zaki M. A New Approach to Weight Variation in Swarm Optimization // Proceedings of Al-azhar Engineering, the 9th International Conference, April 12-14, 2007
15. 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.
16. Berkeley Segmentation Dataset: Images [Electronic resource]. – Access mode: <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/BSDS300/html/dataset/images.html>
17. Confusion matrix [Electronic resource]. – Access mode : https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion_matrix

Сегментация изображений за допомогою змішаного та експоненціального алгоритмів рою часток.

Наведено для розглядання два алгоритма сегментації зображень: змішаний алгоритм К-середніх та рою часток та експоненціальний алгоритм рою часток. Розроблена система для сегментації зображень за допомогою наведених алгоритмів. Виконано тестування алгоритмів за допомогою бенчмарка Berkley, наведено порівняння результатів з іншими алгоритмами сегментації. Виконано порівняння точності сегментації в порівнянні з іншими алгоритмами.

Ключові слова: алгоритм к-середніх, сегментація, алгоритм рою часток, ройовий інтелект.

Image segmentation using combined and exponential particle swarm optimization.

Presented two image segmentation algorithms : combined k-means and particle swarm optimization and exponential particle swarm optimization algorithms. Developed PC system for image segmentation using those algorithms. Done algorithms testing using Berkley benchmark, also done results comparison with other segmentation algorithms. Done accuracy comparison of developed algorithms with other segmentation algorithms.

Keywords: K-means, segmentation, particle swarm optimization, swarm intelligence.

*Статья поступила в редакцию 20.09.2015
Рекомендована к публикации д-ром техн. наук Ю.А. Скобцовым*