

УДК 004.932.72'1

СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ АЛГОРИТМА МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ

Эль-Хатиб С.А., Скобцов Ю.А.

Донецкий национальный технический университет
кафедра автоматизированных систем управления
samer_elkhatib@mail.ru

В статье представлен подробный алгоритм сегментации, использующий алгоритм муравьиных колоний совместно с алгоритмом кластеризации k-средних. Представлены результаты обработки изображений при различных параметрах алгоритма (количество муравьев, количество кластеров и числовых коэффициентах параметров алгоритма). Сделаны выводы о качестве работы алгоритма.

Общая постановка проблемы

Успешность анализа изображений сильно зависит от точности алгоритмов сегментации. Алгоритмы сегментации изображений делят изображения на частные регионы, количество регионов зависит от решаемой задачи [1]. Надежная автоматическая сегментация требует объединения и интеллектуальное использование данных о предметной области. Но изменчивость фона, разнообразие свойств различных частей изображений и присутствие шума на изображениях делают затруднительным решение данной задачи. Учитывая сложность задачи, мы часто применяем различные методы в процессе сегментации, учитывая предметную область изображений. Широкое распространение в сегментации изображений получили методы разрастания областей. В общем случае, данные методы имеют ряд преимуществ перед градиентными методами, включая большую надежность. Указание местоположения начальной области сильно влияет на результат сегментации. Бесконтрольная нечеткая кластеризация, особенно алгоритм k-средних очень широко используется в сегментации изображений. Основанный на минимальной квадратичной ошибке, алгоритм k-средних может выполнять классификацию без необходимой оценки плотности распределения пикселей на изображении. Но при использовании в сегментации изображений, алгоритм k-средних имеет серьезное ограничение: он не исключает никакую лишнюю информацию. В результате, он чувствителен к шуму и помехам на изображении. В данной статье мы исследуем новый подход к сегментации изображений, основанный на муравьиных колониях [2].

Описание алгоритма сегментации изображений на основе алгоритма муравьиных колоний

Для получения эффективного алгоритма сегментации изображений разработаем метод, в котором используем все преимущества алгоритмов k-средних и муравьиного.

На первом этапе необходимо установить значение количества кластеров и случайным образом инициализировать их центры. Теперь, согласно алгоритму кластеризации k-средних, определяется принадлежность каждого пикселя изображения определенному кластеру. На этом этапе самую важную роль играет алгоритм муравьиных колоний. Он определяет связь каждого пикселя с кластерами изображения. Это выполняется согласно вероятности, которая обратно пропорциональна расстоянию между пикселем, центром кластера и переменной τ , 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, разрабатываемый метод не останавливается на этом этапе. Процесс кластеризации продолжают выполнять m муравьев, каждый из которых в конечном итоге находит решение. Критерий нахождения лучшего решения и обновленный уровень феромона соответственно для следующей группы m муравьев являются ведущими для следующей группы. При выполнении критерия останова кластеризация завершается. Таким образом, лучшее решение найдено [3].

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

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

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; α и β – константные параметры, которые определяют относительное влияние феромона и эвристической информации; K – количество кластеров.

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

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

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; $PDist(X_n, PC_i)$ – евклидово расстояние между (X_n, PC_i) , согласно расположения пикселя на изображении; k – константа, которая используется для балансировки значения η с τ .

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

Предположим m – количество муравьев, выбранных 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 инкрементируется 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 собственными эвристическими знаниями, общим лучшим решением, найденным всеми муравьями. Это повторяется, пока будет найдено решение, удовлетворяющее всем заданным условиям.

Общее решение из m индивидуальных решений выбирается согласно двум параметрам:

1. Анализ евклидового расстояния между кластерными центрами, исходя из цветовых характеристик. Оно характеризует разбиение с точки зрения обособленности кластеров.
2. Анализ суммы евклидовых расстояний между центром кластера и каждым его пикселем согласно цветовых и пространственных характеристик. Это является характеристикой разбиения согласно критерия похожести и компактности кластеров.

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

1. Евклидово расстояние между кластерами, с точки зрения цветовых характеристик, должно быть велико, соответственно кластеры будут отличными друг от друга.

2. Сумма евклидовых расстояний между центром кластера и каждым его пикселем, согласно цветовым характеристикам, должна быть маленькой, соответственно кластер будет более однородным.
3. Сумма евклидовых 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 рассчитываем для каждого муравья расстояния между каждой парой центров кластеров и сортируем эти значения по возрастанию. Затем выбираем минимальные среди всех муравьев и сравниваем их, выбирая максимальный $[MinMax(k)]$.

Для выполнения 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 ρ – 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:

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

где Q – положительная константа, которая связана с величиной 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.

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 $P_i(X_n)$ из выражения (1).
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 обратном случае – переходим к пункту 3.
9. Найдено общее лучшее решение.

Результаты работы

Приведенный алгоритм был проверен на практике. Результаты исследований показали, что минимальное число муравьев для получения положительных результатов должно быть не менее 10. В данном случае на поиск решения затрачивается большее количество итераций, чем на поиск решения при числе муравьев в 100 особей. Параметры a , b , k подбираются эвристически для каждого муравья, правильный подбор данных параметров также вносит существенный вклад в качество результата.

Как видно из результатов, качество результата напрямую зависит от числа итераций алгоритма. В случае работы алгоритма с заданной точностью для приведенного изображения, алгоритм завершает свою работу при числе итераций около 100.

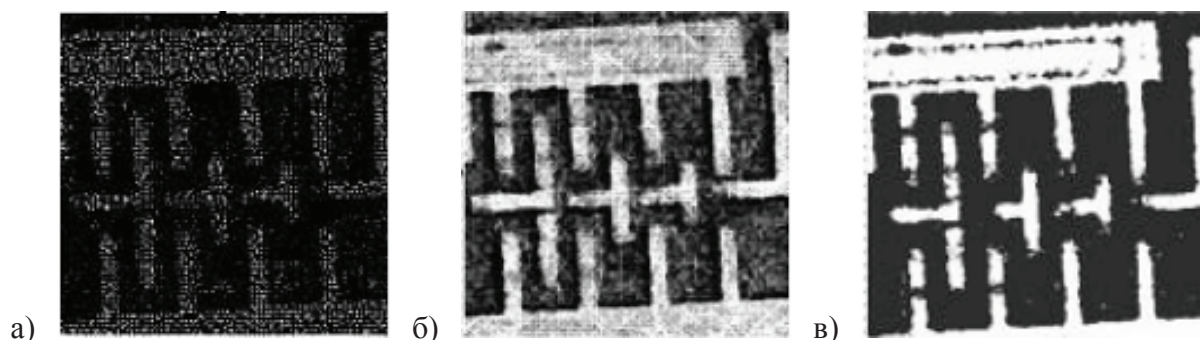


Рисунок 1 – Результаты сегментации изображения при $m=20, K=2$ и числе итераций t :
а) $t=10$; б) $t=50$; в) $t=100$.

Выводы

В статье был описан подход сегментации цифровых изображений с использованием алгоритма муравьиных колоний. В данном алгоритме используется распределенный алгоритм, основанный на популяции муравьев. Каждый муравей строит предполагаемую область используя информацию феромонов, отложенную другими муравьями популяции. Особенностью данного алгоритма является устойчивость к шуму. Алгоритм эффективен и для определения оптимальных значений констант алгоритма необходимо продолжать дальнейшие исследования.

Литература

- [1] Gonzales R, Woods R, Digital Image Processing, 3d edition
- [2] Huizhi Cao, Peng Huang, Shuqian Luo, A Novel Image Segmentation Algorithm Based on Artificial Ant Colonies, Medical Imaging and Informatics Second International Conference, MIMI 2007, Beijing, China, August 14-16, 2007, Revised Selected papers
- [3] Депутат Е.В., Информационные управляющие системы и компьютерный мониторинг 2010/ Сборник материалов к I Всеукраинской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых.- Донецк, ДонНТУ-2010, с.12-16.
- [4] Yuanjing Feng, Zhejin Wang Ant Colony Optimization for Image Segmentation [Электронный ресурс] Режим доступа: http://www.intechopen.com/source/pdfs/13600/InTech-Ant_colony_optimization_for_image_segmentation.pdf
- [5] R. Laptik, D. Navakauskas, Application of Ant Colony Optimization for Image Segmentation. [Электронный ресурс] Режим доступа: http://www.ktu.lt/lt/mokslas/zurnalai/elektros_z/z80/03_ISSN_1392-1215_Application_of_Ant_Colony_Optimization_for_Image_Segmentation.pdf