

СТОХАСТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ГРАНУЛЯРНЫХ СТРУКТУР

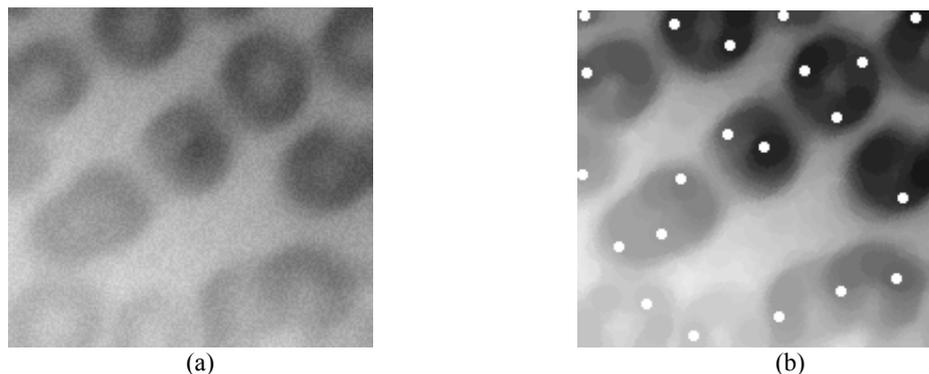


Рис. 1. (a) – исходное изображение гранулярной структуры; (b) – результат обработки морфологическим оператором плоского открытия. Белыми точками обозначены центры плоских зон на участках локальных максимумов.

Степанец Ю.В., Коневский О.Л.

Новгородский государственный университет

Изображения гранулярных структур часто используются при изучении свойств материалов, исследовании образцов полупроводниковых кристаллов по методу рентгенотопографии, в медицинских приложениях, при анализе гранулометрических характеристик горных пород и абразивных материалов.

В ряде случаев для получения достоверных данных об объектах исследования необходимо описать каждое зерно структуры с помощью модели, которая отражала бы его геометрические характеристики. Такая модель может быть построена, например, с использованием методов триангуляции. Однако исходными данными для процедуры триангуляции являются выделенные на изображении сегменты (кластеры), каждый из которых соответствует элементу гранулярной структуры.

Нами предложен новый стохастический алгоритм, позволяющий проводить сегментацию изображений гранулярных структур в условиях присутствия шумов и пониженного контраста исходного изображения, в основе которого лежит метод SRG (Seeded Region Growing). Основная идея метода заключается в том, что пиксели объединяются в когерентные группы в соответствии с некоторым априорно заданным или динамическим критерием однородности. Принцип работы классического SRG алгоритма состоит в последовательном присоединении пикселей на границах уже существующих кластеров. На каждом шаге алгоритма определяется множество пикселей, граничащих с кластерами. Далее для каждого пикселя из этого множества рассчитывается параметр δ , зависящий от степени отличия тестируемого пикселя от пикселей, входящих в кластеры. Затем пиксел с минимальным значением δ присоединяется к кластеру.

Классическому алгоритму SRG присущ ряд недостатков, среди которых:

1. алгоритм является полуавтоматическим, так как начальное расположение центров кластеров выбирается пользователем;
2. на результаты сегментации влияет порядок обработки изображения: растровый или анти-растровый;
3. сегментация продолжается до тех пор, пока все пиксели не будут объединены в кластеры, в том числе и пиксели фона.

Использование стохастического SRG алгоритма позволяет устранить указанные недостатки.

Чтобы автоматически найти центры кластеров, мы производим обработку исходного изображения морфологическим полутоновым оператором плоского открытия (Flat Graylevel Opening Operator) со структурирующим элементом размером 3-9 пикселей с целью образования плоских зон на участках локальных максимумов интенсивности (рис. 1).

Центры полученных плоских зон являются центрами будущих кластеров A_1, A_2, \dots, A_n и исходными данными для начала процедуры роста. На этапе инициализации с каждым кластером ассоциируется вероятность того, что он будет выбран для присоединения очередного пикселя P_i (далее вероятность выбора кластера). Вероятностям всех кластеров присваиваются равные значения $P_1 = P_2 = \dots = P_n$.

Далее в соответствие со значением вероятности случайным образом выбирается кластер A_k , к которому будут присоединяться пиксели. Пиксели, граничащие с выбранным кластером и не входящие в другие кластеры, составляют множество пикселей-кандидатов на присоединение:

$$C_k = \{i \in I \mid N_i \cap P_k \neq \emptyset; i \notin \bigcup_{j=1}^J P_j\},$$

(1)

где: I – множество пикселей изображения; N_i – множество соседей i -того пикселя; P_k – множество точек k -того кластера; J – количество кластеров.

Далее для всех пикселей-кандидатов рассчитывается вес связи, являющийся функцией двух компонент: «силы притяжения» пикселя к кластеру (F) и разницы между средней интенсивностью кластера и интенсивностью пикселя (I):

$$w = \begin{cases} \alpha e^{-\frac{I}{k_i}} + (1-\alpha)e^{-\frac{k_F}{F}}, & \text{если } F > 0 \\ \alpha e^{-\frac{I}{k_i}}, & \text{если } F \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

где $\alpha \approx 0,5$ – коэффициент, определяющий влияние каждой из компонент; $k_I \approx 25$, $k_F \approx 0.9$ – коэффициенты.

$$F = \sum_{j=1}^J (F_j \cos \varphi_j) = \sum_{j=1}^J \left(\frac{|P_j|}{r_j^2} \cos \varphi_j \right), \quad (3)$$

где r_j – расстояние от пикселя-кандидата до центра j -того кластера; φ – угол между векторами, соединяющими пиксел-кандидат соответственно с центром выбранного кластера и центром j -того кластера.

Из множества C_k выбирается пиксел с максимальным значением веса связи w_{\max} и присоединяется к кластеру A_k с вероятностью, численно равной весу связи. Если присоединение произошло, то вероятность выбора кластера повышается, в противном случае понижается. Затем выбирается новый кластер для присоединения пикселя и цикл повторяется.

Использование стохастического принципа при выборе кластера для присоединения позволяет учитывать потенциал роста имеющихся кластеров: чем больше точек присоединено к кластеру, тем чаще он будет выбираться для следующих присоединений. С другой стороны, даже если на данной итерации присоединения пикселя к кластеру не произошло, это не лишает кластер шансов на рост на последующих итерациях. Кроме того, использование стохастического принципа при принятии решения о присоединении пикселя к выбранному кластеру позволяет преодолевать локальные неоднородности интенсивности, вызванные шумом. Даже если пиксел обладает небольшим весом связи с кластером (однако, наибольшим среди других кандидатов на присоединение) у него всегда остается шанс быть присоединенным к кластеру. Если же неоднородность не оказывается локальной, то последовательные отрицательные решения о присоединении понизят вероятность выбора данного кластера, что приведет к остановке его роста.

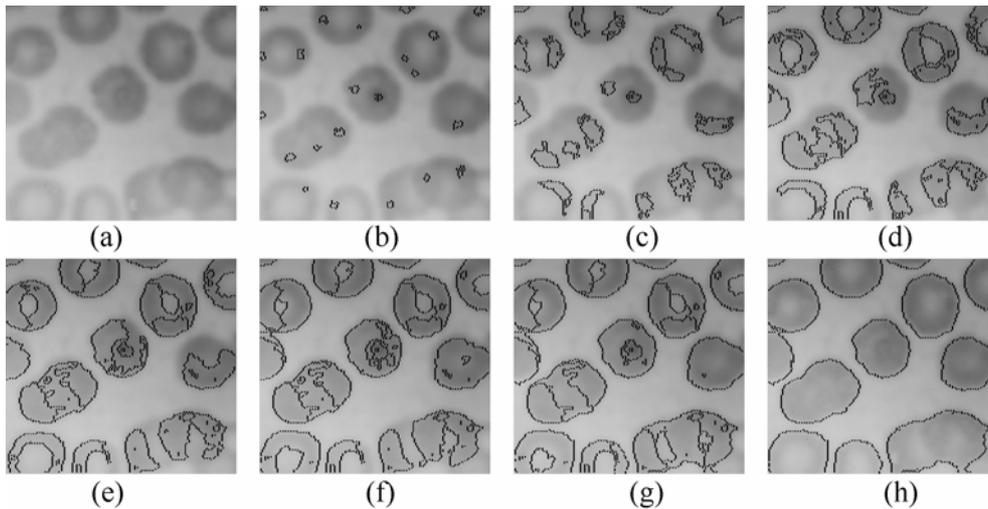


Рис. 2. (a) – исходное изображение; (b) – (g) – результат сегментации после: (b) – 450-й итерации, (c) – 4500-й итерации, (d) – 9000-й итерации, (e) – 13500-й итерации, (f) – 18000-й итерации (g) – 23000-й итерации, завершающей работу алгоритма; (h) – результат сегментации после удаления промежуточных линий.

Fig. 2. (a) – an original image; (b) – (g) the result of segmentation after: (b) – 450 iterations; (c) – 4500 iterations; (d) – 9000 iterations; (e) – 13500 iterations; (f) – 18000 iterations; (g) – 23000 iterations (convergence); (h) – the result of segmentation after removing in-between lines.

Полезным свойством алгоритма является постепенное уменьшение весов связей и, как следствие, уменьшение вероятностей присоединения пикселей к кластерам, в результате чего частота присоединения пикселей к кластерам уменьшается. Причиной этого является увеличение размеров кластеров, а также увеличение влияния соседних кластеров. Это обстоятельство можно использовать в качестве критерия останова. Алгоритм останавливается в том случае если среднее количество присоединенных пикселей за последние $20 \cdot J$ итераций меньше J .

Тестирование алгоритма показало, что устойчиво сегментируются изображения гранулярных структур в условиях низкого контраста и наличия шумов. Также была отмечена возможность использования неоптимальных параметров в широком диапазоне без значительного ухудшения качества сегментации.