

УДК 004.932

ГРАДИЕНТО-ВОЛНОВОЕ ВЫРАЩИВАНИЕ ОБЛАСТЕЙ АСМ-ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.В. РАБЦЕВИЧ, В.Ю. ЦВЕТКОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь**Поступила в редакцию 02 ноября 2019*

Аннотация. Предложен квазипараллельный градиентно-волновой алгоритм выращивания областей вокруг локальных максимумов в результате присоединения к ним соседних пикселей, которые не превышают пороговую скорость изменения градиента. Произведено сравнение с основными алгоритмами сегментации, применяемыми к изображениям атомно-силовой микроскопии (далее АСМ) по количеству сегментов, по однородности яркости сегмента и по контрасту между соседними сегментами. Показано, что разработанный алгоритм способен определить границы объектов, по выбранным критериям, лучше, чем известные алгоритмы.

Ключевые слова: АСМ, волновое выращивание, градиент, мера однородности, мера контраста.

Введение

Для различных алгоритмов сегментации, применяемых для обработки изображений, необходимы специально подобранные методы тестирования и оценки, которые учитывают требования к результату, используемый алгоритм и особенности обрабатываемых данных. При автоматическом анализе неорганических наноструктур, полученных с помощью атомно-силовой микроскопии, необходимо учитывать, что исходными данными являются матрицы, содержащие информацию о высоте размещения объектов на подложке, которую можно интерпретировать, как яркость. Сегментация является первым шагом в процессе обработке АСМ-изображений.

В работе [1] показано, что оценка алгоритмов сегментации зависит от: самого алгоритма; исходных данных; заданных критериев для объединения в сегменты; выбранных методов оценки. Сегментация является промежуточным этапом, используемым при обработке данных в специализированном программном обеспечении, для проведения сканирования и анализа. Основные подходы при сегментации АСМ-изображений можно выделить в три большие группы: пороговые алгоритмы (чувствительны к различным артефактам сканирования, например, при значительном наклоне подложки часть информации будет потеряна; применим для выделения отдельно расположенных объектов); алгоритмы водораздела (применимы как для материалов с ячеистой структурой так и для отдельно стоящих объектов, но способны построить линию водораздела только при наличии ярко выраженного контраста между областями) [2]; текстурные алгоритмы на основе нейросетей, которые анализируют все три канала АСМ-изображений (topography, torsion, phase) и подходят для специфических видов материалов, где объекты имеют четко выраженную текстуру, отличную от подложки [3].

Разработанный квазипараллельный градиентно-волновой алгоритм выращивания областей (ГВВО) (рис. 1) будет сравниваться с алгоритмом волнового выращивания областей локальных максимумов с выбором пикселей в порядке убывания значений (ВОЛМА) [4], с алгоритмом маркерного водораздела с автоматической расстановкой маркеров (МВА) [5], с алгоритмом выращиванием областей (ВО) [6] по критериям, не требующим наличия эталонных (ground truth) изображений или оценки экспертов [1].

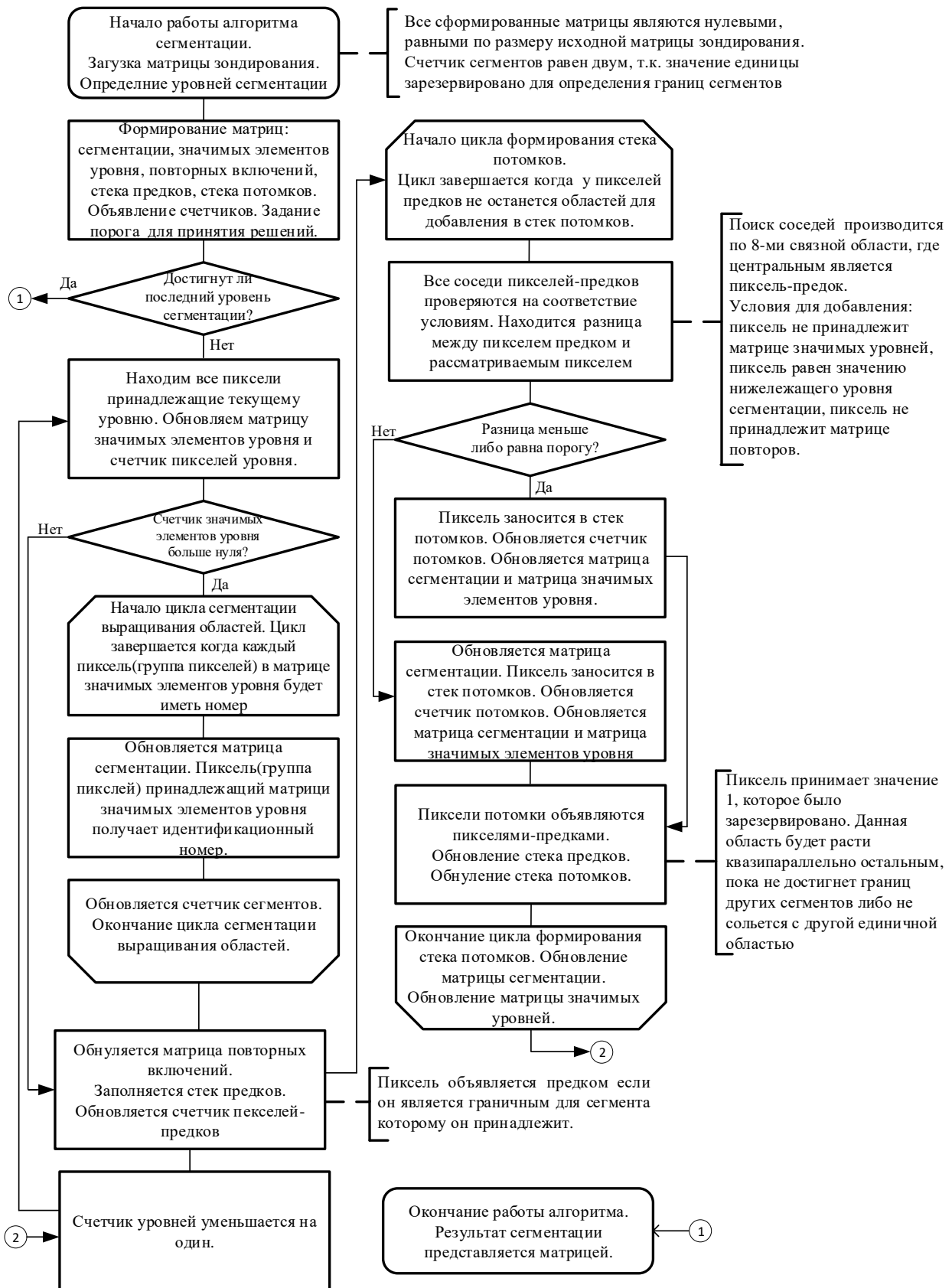


Рис. 1. Блок-схема градиентно-волнового алгоритма сегментации АСМ-изображений

Алгоритм градиентно-волновой сегментации АСМ-изображений

Разработанный алгоритм производит квазипараллельное выращивание областей вокруг начальных точек роста, в пределах одного уровня яркости. Для каждого пикселя в сегменте отслеживается скорость изменения градиента, при превышении которой пиксели помещаются в особую область, которая рассматривается как фон и разрастается параллельно остальным. Эта особенность алгоритма, увеличивает количество сегментов на 1. Работа алгоритма представлена на блок-схеме (рис. 1).

В результате работы алгоритма формируется матрица сегментов, внутри которых дисперсия признака минимальна. Разработанный алгоритм подходит для АСМ-изображений со структурой, имеющей отдельно стоящие объекты на подложке. Например, изображения микросхем, контактные окна микросхем, волокна целлюлозы, бактерии и т.д.

Критерии оценки качества сегментации

Критерии оценки качества сегментации можно разделить на две основные группы: субъективные и объективные [7, 8]. Субъективные методы используют групповую оценку экспертов [9]. Объективные методы не требуют наличия эксперта и в свою очередь делятся на системные и прямые. Системные методы способны оценить качество на основе конечных результатов, т.е. оценивают только матрицу сегментации на выходе системы [10]. Прямые методы работают как с алгоритмом, так и с результатом его работы. Прямые методы можно представить двумя группами: аналитические (которые рассматривают только алгоритм), и эмпирические (которые оценивают только результат работы). Эмпирические методы в свою очередь подразделяются на контролируемые (использующие для оценки эталон изображения) и автоматические или неконтролируемые (оценивают только качество разделения изображения на области по определенному признаку, не опираясь на эталоны) [7, 8].

Для оценки качества сегментации АСМ-изображений, которые представлены разнообразным количеством неорганических и органических материалов и структур, были выбраны критерии, не требующие наличия эталона и оценки эксперта: однородность признака внутри сегментов и контраст между соседними сегментами [1, 7, 11–14]. Так же было учтено количество полученных сегментов по сравнению с исходными тестовыми изображениями.

Как следует из [14] все алгоритмы определения контраста для специализированных изображений можно разделить на три категории: глобальный контраст, локальный пиксельный контраст и контраст в области интереса. Поскольку АСМ-изображения могут иметь артефакты сканирования, был выбран метод определения контраста для определенной области интереса.

Мера однородности (МО) основана на значении дисперсии признака сегмента [7] и вычисляется по формуле:

$$U_{Mz} = 1 - \sum_{S_i \in Mz} \frac{\omega_i \sigma_i^2}{N}, \quad (1)$$

где $\omega_i = \frac{A_i \sigma_i^2}{A_{Mz} \sigma_{\max}^2}$ – вес, определяющий вклад сегмента в АСМ-изображение, A_i – площадь

рассматриваемого сегмента, A_{Mz} – площадь всего региона интереса, σ_i^2 – дисперсия признака (здесь и далее под признаком понимается значение яркости или высоты для канала topography, АСМ-изображений) в рассматриваемом сегменте, которая определяется по формуле (2), σ_{\max}^2 – максимальное значение дисперсии признака, определяется по формуле (3), N – нормирующий множитель.

$$\sigma_i^2 = \sum_{i \in S} \frac{(f_i - \bar{f}_i)^2}{A_i}, \quad (2)$$

$$\sigma_{\max}^2 = \frac{1}{2}(f_{\max} - f_{\min})^2, \quad (3)$$

где f_{\max}, f_{\min} – максимальные и минимальные значения признака на всем регионе интереса (для тестовых изображений – вся матрица зондирования Mz), \bar{f}_i – среднее значение яркости в рассматриваемом сегменте. Мера контраста (МК) между соседними сегментами всего региона интереса определяется как:

$$C_{Mz} = \frac{\sum_{S_i \in Mz} \omega_i c_i}{\sum_{S_i \in Mz} \omega_i}, \quad (4)$$

где $c_i = \sum_{S_j} p_{ij} c_{ij}$, – контраст рассматриваемого сегмента, p_{ij} – коэффициент смежности

рассматриваемого сегмента; $c_{ij} = \frac{|\bar{f}_i - \bar{f}_j|}{\bar{f}_i + \bar{f}_j}$ – контраст двух соседних сегментов [7–12].

Оценка эффективности градиентно-волнового алгоритма сегментации

Выполнено сравнение предложенного градиентно-волнового алгоритма выращивания областей (ГВВО) с алгоритмами, реализованными в среде Matlab: маркерного водораздела с автоматической расстановкой маркеров (МВА) [5], выращиванием областей (ВО) [6], волнового выращивания областей локальных максимумов с выбором пикселей в порядке убывания значений (ВОЛМА) [4], которые обычно используются для анализа АСМ-изображений. Оценка работы (табл. 1) выбранных алгоритмов проводилась по количеству сегментов (КС), по контрасту между сегментами (МК), по однородности сегментов (МО). Для этого эксперимента были выбраны четыре, синтезированных в Gwyddion, изображения размером пикселей [15]: АСМ-1 (10 полусфер рис. 2, а), АСМ-2 (35 склеенных полусфер, рис. 2, б), АСМ-3 (8 полусфер с четкими границами, рис. 2, в), АСМ-4 (100 полусфер с наложением друг на друга рис. 2, г). И четыре изображения искусственно созданные в Matlab: АСМ-5 (100 разноуровневых полусфер, рис. 2, д), АСМ-6 (100 тороидов одинаковой высоты, рис. 2, е), АСМ-7 (100 разноуровневых тороидов, рис. 2, ж) и АСМ-8 (100 тороидов и 100 полусфер лежащих на разном уровне и имеющие общие границы, рис. 2, з). В табл. 1 приведены значения, полученные при сегментации указанных тестовых изображений. На рис. 3. представлены оценки для различных алгоритмов.

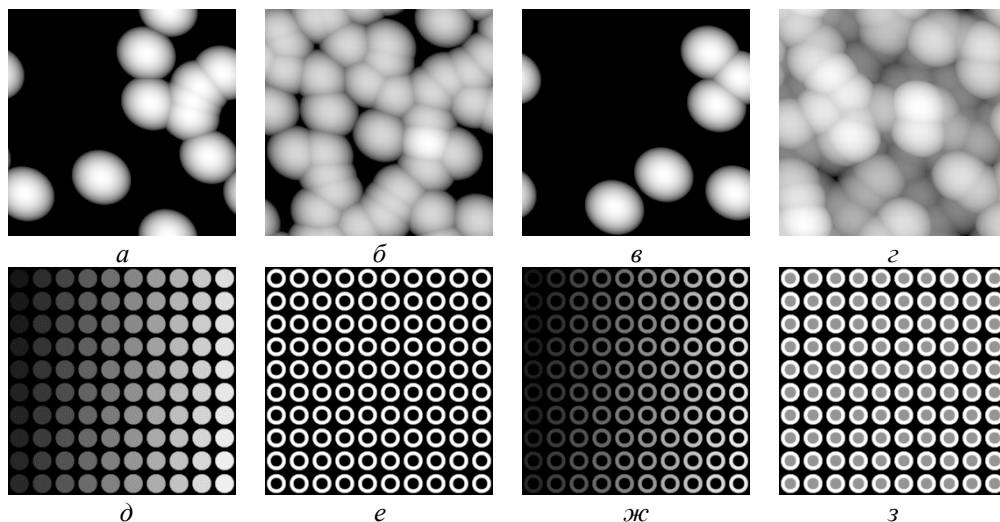


Рис. 2. Тестовые полутоновые изображения: а – АСМ-1; б – АСМ-2; в – АСМ-3; г – АСМ-4; д – АСМ-5; е – АСМ-6; ж – АСМ-7; з – АСМ-8

Таблица 1. Результат сравнения алгоритмов сегментации

№	Алгоритм сегментации											
	ВОЛМА			Градиент			Водораздел			RG		
	КС	МО	МК	КС	МО	МК	КС	МО	МК	КС	МО	МК
АСМ-1	14	0,7426	0,2530	15	0,9663	0,7187	8	0,8290	0,6775	19605	1	0,0000
АСМ-2	47	0,8657	0,0997	48	0,9684	0,2764	6	0,8564	0,0668	38388	1	0,0000
АСМ-3	8	0,7754	0,2431	9	0,9737	0,7976	6	0,9301	0,9752	13960	1	0,0000
АСМ-4	47	0,9520	0,0708	48	0,9833	0,1279	10	0,9762	0,1612	32220	1	0,0000
АСМ-5	100	0,7272	0,0383	101	0,9417	0,6566	97	0,9864	0,8650	60681	1	0,0000
АСМ-6	100	0,6244	0,0000	101	0,8163	0,7094	1	0,0000	0,0000	119401	1	0,0000
АСМ-7	100	0,7710	0,0383	101	0,9349	0,6255	1	0,0000	0,0000	101145	1	0,0000
АСМ-8	100	0,6518	0,0000	101	0,7816	0,5474	1	0,0000	0,0000	112201	1	0,0000

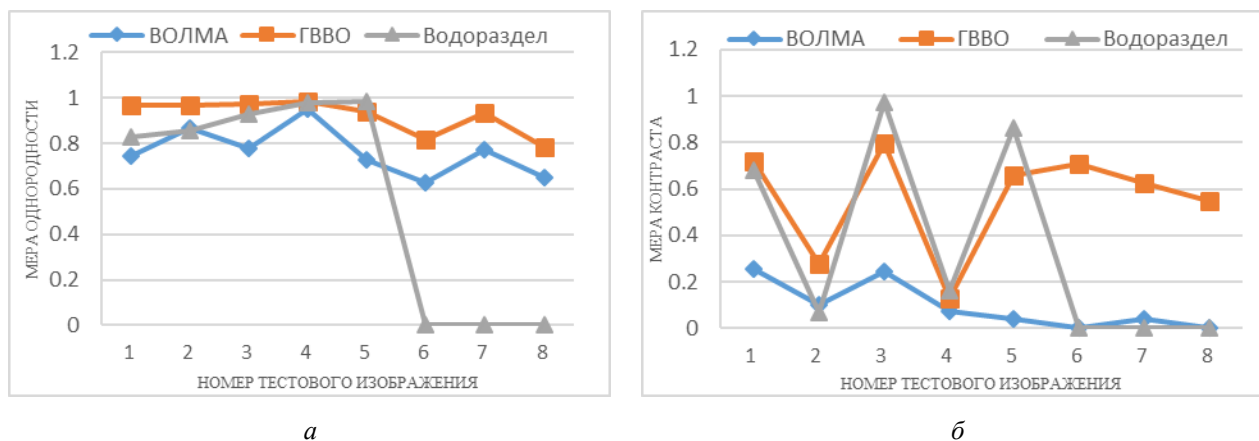


Рис. 3. Результат работы алгоритмов сегментации: *а* – мера однородности для трех алгоритмов; *б* – мера контраста для трех алгоритмов

Заключение

Как видно из полученных данных, разработанный градиентно-волновой алгоритм показывает стабильно высокую однородность яркости внутри сегментов, вне зависимости от расположения объектов друг относительно друга. Значения однородности для разработанного алгоритма изменяются в пределах от 0,7816 до 0,9762, для ВОЛМА от 0,6244 до 0,9762, для маркерного водораздела от 0 до 0,9864. Мера контраста в разрабатываемом алгоритме выше для изображений, на которых есть отдельно стоящие области и выделяемый фон. Для отдельно стоящий структур МК изменяется в пределах от 0,6255 до 0,7976, для ВОЛМА от 0 до 0,2530 и для водораздела от 0 до 0,9752. На тестовых изображениях алгоритм показывает устойчивый результат по контрасту между соседними областями. Так же разработанный алгоритм на ряду с алгоритмом ВОЛМА получают наиболее точное количество сегментов изображений по сравнению с другими алгоритмами.

GRADIENT-WAVE GROWING SEGMENTATION ALGORITHM OF AFM- IMAGES

V. V. RABTCEVICH, V. Yu. TSVIATKOU

Abstract. A quasi-parallel gradient-wave algorithm for growing regions around local maxima as a result of adjoining neighboring pixels to them, which do not exceed the gradient change the of threshold rate was proposed. A comparison with the basic segmentation algorithms applied to images of atomic force microscopy according to the number of segments, as the brightness into the segment and contrast between adjacent segments was made. It was shown that the developed algorithm was able to determine the segments boundaries according to the selected criteria.

Keywords: AFM, wave growth, gradient, uniformity measure, contrast measure.

Список литературы

1. Кольцов П.П., [и др.] // Компьютерная оптика. 2015. Т.39. № 4. С. 542–556.
2. Eaton P., West P. Atomic force Microscopy. Oxford University Press, 2010.
3. Marker-Controlled Watershed Segmentation [Electronic resource] URL: <https://www.mathworks.com/help/images/examples/marker-controlled-watershed-segmentation.html> (date of access: 02.10.2019).
4. Tiryaki V.M., [et. al.] // Cytometry. The journal of the International Society for Analytical Cytology. 2015. P. 1090 – 1100.
5. Рабцевич В.В., [и др.] // Вес. Нац. акад. навук Беларусі. Сер. фіз.-тех. навук. 2019. № 2. С. 215–231.
6. Альмияхи О.М., Цветков В.Ю., Конопелько В.К. // Докл. БГУИР. 2016. № 3 (97). С. 24–30.
7. Захаров А.В., [и др.] // Труды НИИСИ РАН. 2012. Т. 2. № 2. С.87–99.
8. Zhang H., Fritts J.E., Goldman S.A. // Computer Vision and Image Understanding. 2008. P. 260–280.
9. Gelasca E.D., [et. al.] // Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. 2004. Vol. 4. P.576–579.
10. Shin M.C., Goldof D., Bowyer K.// Computer vision and Image Understanding. 2001. Vol. 84 (1). P. 160–178.
11. Ouattara S., [et. al.] // Journal of Software Engineering and Applications. 2011. Vol. 4. P. 371–378
12. Sankur B., Sezgin M. // Pattern Recognition. 2001. Vol. 13 (1). P. 146–168.
13. Peters II R.A., [et. al.] // Automatic Target Recognizer System and Technology Conference. 1990. P. 1–17.
14. Remes V., Haindl M. // Kybernetika. 2018. Vol. 54. P. 978–990.
15. Gwiddion [Electronic resource]. URL: <http://gwyddion.net> (date of access: 02.04.2019).