

УДК 621.391

ОЦЕНКА РАБОТЫ АЛГОРИТМА ВОЛНОВОГО ВЫРАЩИВАНИЯ ОБЛАСТЕЙ ЛОКАЛЬНЫХ МАКСИМУМОВ С ВЫБОРОМ ПИКСЕЛЕЙ В ПОРЯДКЕ УБЫВАНИЯ ЗНАЧЕНИЙ ДЛЯ РАЗЛИЧНЫХ ТИПОВ АСМ-ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.В. РАБЦЕВИЧ, В.Ю. ЦВЕТКОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь**Поступила в редакцию 8 ноября 2020*

Аннотация. Произведена оценка работы алгоритма волнового выращивания областей локальных максимумов с выбором пикселей в порядке убывания значений для различных типов изображений атомно-силовой микроскопии. Показано, что предложенный алгоритм показывает значительно лучший результат для изображений, состоящих из множества слитно стоящих областей.

Ключевые слова: атомно-силовая микроскопия, волновое выращивание областей.

Введение

Различные узкоспециализированные изображения, применяемые для анализа различных явлений в медицине, металлургии, нанотехнологиях и т.д. требуют определенных алгоритмов для их обработки и последующей оценки результата. При анализе неорганических наноструктур, полученных с помощью атомно-силовой (далее АСМ) или сканирующей-зондовой микроскопии (далее СЗМ) необходимо учитывать, что исходными данными являются матрицы зондирования, содержащие информацию о высоте нахождения объектов на подложке, которую можно интерпретировать, как яркость [1]. Рассматриваемые изображения с позиции оценки работы алгоритмов сегментации можно разделить на три в зависимости от расположения наноструктур на подложке относительно друг друга: группа объектов, располагающихся на поверхности слитно; отдельно стоящие объекты; объекты со сложной топологией.

Для автоматической сегментации АСМ-изображений предлагается алгоритм волнового выращивания областей локальных максимумов с их выбором в порядке убывания значений (ВОЛМА) [2]. Сущность алгоритма состоит в использовании изменяющегося от максимума к минимуму порога яркости для выбора пикселей роста областей (локальных максимумов) или пикселей, присоединяемых к пикселям смежных существующих областей, которые имеют такую же или большую яркость. В отличие от обычного выращивания областей [3], использующего последовательную обработку сегментов, в предложенном алгоритме границы всех областей расширяются волнообразно за счет присоединения необработанных соседних значимых пикселей, яркости которых удовлетворяют порогу, понижаемому после обработки всех значимых пикселей минимуму.

Целью работы является оценка работы автоматической сегментации АСМ-изображений без предварительного выделения начальных точек роста областей на двух типах изображений.

Оценка эффективности алгоритма поиска локальных экстремумов на основе центрально-симметричного сканирования

Для проведения оценки была создана база тестовых изображений в среде Gwyddion [4], которые были разбиты на две большие категории: изображения первого типа (рис. 1 а, б), имеющие отдельно стоящие элементы на подложке и второго типа (рис. 1 в, г), имеющие слипшиеся группы элементов на подложке. Для реализации 205 тестовых АСМ-изображений с

объектами разных свойств и размеров использовался Gwyddion и инструмент «синтезировать». Каждое из них содержит различные по размеру, особенностям и взаимному расположению объекты. Трехмерные модели некоторых изображений представлены на рис. 1.

Для оценки работы алгоритма использовались такие параметры как мера однородности признака внутри сегмента, контраст на границе сегментов, комплексный критерий и количество сегментов [5].

Критерий однородности основан на значении дисперсии признака внутри сегментов 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. Данная мера используется для расчета комплексного критерия.

Контраст на границе соседних сегментов 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, $\omega_i = \frac{A_i \sigma_i^2}{A_{Mz} \sigma_{\max}^2}$ –

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) \bar{f}_i – среднее значение яркости в рассматриваемом сегменте.

Для конечной оценки работы алгоритмов сегментации будет применен комплексный критерий, учитывающий однородность признака внутри сегментации и их количество

$$Q = \frac{1}{10000N} \sqrt{R} \sum_{i=1}^R \left[\frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \left(\frac{R(A_i)}{A_i} \right)^2 \right], \quad (5)$$

где N – количество пикселей на изображении, R – количество сегментов, A_i – площадь i -го сегмента, e_i – величина, характеризующая степень однородности i -го сегмента, $R(A_i)$ – количество сегментов, имеющими площадь A .

Полученные статистические данные для двух режимов работы ВОЛМА (с использованием остановки на уровне подложки и без) представлен в табл. 1 (для тестовых АСМ- изображений первого типа) и табл. 2 (для тестовых АСМ-изображений второго типа).

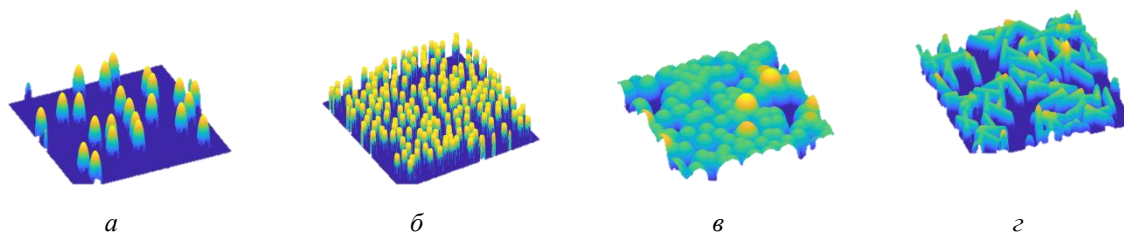


Рис. 1. Трехмерная поверхность некоторых тестовых изображений, синтезированных в Gwyddion: а, б – изображения, относящиеся к первому типу; в, г – изображения, относящиеся ко второму типу

Таблица 1. Статистическая оценка результатов сегментации тестовых изображений первого типа алгоритмом ВОЛМА

Сегментация	Статистические показатели	Количество сегментов	Однородность сегмента	Контраст на границе сегментов	Комплексный критерий
ВОЛМА без остановки	Дисперсия	157188,5050	0,0078	0,0037	7,03E-07
	Медиана	116,0000	0,7432	0,1315	1,58E-05
	Среднее значение	299,3714	0,7549	0,1446	1,05E-04
	Стандартное отклонение	396,4700	0,0886	0,0605	8,38E-04
ВОЛМА с остановкой	Дисперсия	154805,7842	0,0011	0,0171	1,05E-02
	Медиана	116,0000	0,9176	0,9945	2,05E-06
	Среднее значение	298,1524	0,9307	0,9466	1,96E-02
	Стандартное отклонение	393,4537	0,0326	0,1308	1,03E-01

Таблица 2. Статистическая оценка результатов сегментации тестовых изображений второго типа алгоритмом ВОЛМА

Сегментация	Статистические показатели	Количество сегментов	Однородность сегмента	Контраст на границе сегментов	Комплексный критерий
ВОЛМА без остановки	Дисперсия	17126,0464	0,0112	0,0041	1,21E-09
	Медиана	85	0,8150	0,1506	8,99E-06
	Среднее значение	127,0714	0,8087	0,1615	2,47E-05
	Стандартное отклонение	130,8665	0,1059	0,0642	3,48E-05
ВОЛМА с остановкой	Дисперсия	17135,3269	0,0021	0,0464	3,19E-01
	Медиана	85,0000	0,9452	0,5791	4,37E-08
	Среднее значение	127,1531	0,9401	0,5404	5,76E-02
	Стандартное отклонение	130,9020	0,0457	0,2155	5,64E-01

Как видно из полученных данных алгоритм волнового выращивания областей показывает лучший результат по однородности признака внутри сегментов (0 – минимальное значение, 1 – максимальное) при применении алгоритма ко второму типу изображений. Контраст на границе сегментов (0 – минимальное значение критерия, 1 – максимальное), показывает лучший результат для первого типа изображений, однако глобальный контраст АСМ-изображений на порядок выше для первого типа изображений за счет большей площади контрастного фона, на котором находятся элементы. Комплексный критерий показывает лучший результат (чем

меньше, тем лучше) для изображений второго типа, вне зависимости от режима использования алгоритма.

Заключение

Показана работа волнового алгоритма выращивания областей применительно для тестовых изображений двух типов. Установлено, что алгоритм ВОЛМА показывает лучшие результаты по комплексному критерию для второго типа изображений более чем в 10 раз (по среднему значению на выборке). Так же возрастает показатели критерия однородности внутри сегмента. Установлено, что для повышения точности работы алгоритма применительно для первого типа изображений необходимо дополнительно использовать критерий остановки, основанный на отделении фона от основных значимых элементов. При увеличении площади объектов и при уменьшении общей площади контрастной подложки – качество работы алгоритма возрастает.

EVALUATION OF THE WORK OF THE ALGORITHM OF WAVE GROWTH OF LOCAL MAXIMUM REGIONS WITH THE CHOICE OF PIXELS IN ORDER OF DECREASING VALUES FOR DIFFERENT TYPES OF AFM IMAGES

V.V. RABTSEVICH, V.Yu. TSVIATKOU

Abstract. The work of the algorithm of wave growth of the regions of local maxima with the choice of pixels in decreasing order of values for various types of images of an atomic force microscope was evaluated. It is shown that the proposed algorithm shows a significantly better result for images consisting of many contiguous areas.

Keywords: atomic force microscopy, wave growing areas.

Список литературы

1. Рабцевич В.В. [и др.] // Телекоммуникации: сети и технологии, алгебраическое кодирование и безопасность данных. 2019. С. 58–63.
2. Рабцевич В.В. [и др.] // Вес. Нац. акад. навук Беларусі. Сер. фіз.-тех. навук. 2019. № 2. С. 215–231.
3. Adams R., Bischof L. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1994. Vol. 16, No. 6. P. 641–647.
4. Gwiddion [Electronic resource]. URL: <http://gwyddion.net>.
5. Захаров А.В. [и др.] // Труды НИИСИ РАН. 2012. Т. 2, № 2. С. 87–99.