

МЕТОДИКА ПОДСЧЕТА ПЛОЩАДИ ПРОЕКЦИЙ ЧАСТИЦ НА ДВУМЕРНЫХ НАНОМАСШТАБНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОРОГОВЫХ АЛГОРИТМОВ

Г.С. Байдин
А.С. Титов

baydin.g.s@bmstu.ru
toliakpurple@gmail.com

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

С ростом сложности проведения исследований наномасштабных изображений и усложнением обработки результатов экспериментов возникает необходимость в автоматизации данного процесса для улучшения точности и достоверности получаемых результатов. Разработана методика для автоматизированного определения площади частиц на изображениях электронного микроскопа. Рассмотрены пороговый алгоритм и его модификация для определения частиц на наномасштабных изображениях. В качестве предварительной обработки выбран алгоритм сопоставления блоков и 3D-фильтрации. Получена оптимальная последовательность применения приведенных алгоритмов для изображений в целях решения поставленной задачи. Рассмотрено несколько пороговых алгоритмов и методов вычисления соответствующих пороговых значений, из которых выбраны наиболее подходящие алгоритмы в контексте решаемой задачи. С помощью разработанной методики определены зависимости числа частиц от их площади для каждого заданного изображения. В настоящее время накоплены достаточно большие и постоянно растущие объемы наномасштабных изображений, как следствие, возникает необходимость в автоматизации процесса исследования. Предлагаемая методика предназначена для решения практических задач по определению площади частиц на наномасштабных изображениях и может быть использована на различных этапах проведения эксперимента

Ключевые слова

Частица, изображение, эксперимент, сегментация, фильтрация, сопоставление блоков, Thresholding

Поступила 29.04.2022

Принята 19.09.2022

© Автор(ы), 2022

Введение. С развитием информационных технологий появляется и непрерывно совершенствуется инструментарий наноизмерений, с помощью которого изучается атомарная структура вещества, причем изучается количе-

ственно [1–3], также не прекращается разработка и улучшение новых технологий микроскопии и инструментов следующих поколений. В настоящей работе приведена методика определения площади частиц на наномасштабных изображениях (НМИ), формируемых электронными микроскопами со сверхбольшим увеличением, позволяющим исследовать структуру материи, в том числе на атомарном уровне.

Определение площади частиц на НМИ используется при различных исследованиях, проводимых на производствах биофармацевтических препаратов, при определении класса чистоты помещения, проверке питьевой воды и др. Для мониторинга загрязнений в реальном времени в большом объеме используется подсчет частиц в жидкостях [4].

В настоящее время накоплены достаточно большие объемы НМИ в цифровом формате. С учетом постоянно растущих объемов НМИ, с увеличением трудоемкости ручных методов их обработки и сложностью хранения возникает необходимость автоматизации процесса анализа.

Современные ученые и исследователи обеспечены НМИ в цифровом формате для автоматизированного подсчета площади частиц, что может улучшить точность и достоверность получаемых результатов.

Методика определения площади частиц на НМИ. Для решения задачи автоматизированного определения площади частиц на НМИ в цифровом формате, которые являются результатами различных экспериментов, разработана следующая методика.

При рассмотрении НМИ с различными частицами выявлена необходимость предварительной обработки изображений для минимизации шумов и улучшения качества определения площади частиц. За частицу примем локализованный объект, которому можно приписать несколько физических или химических свойств таких, как объем, плотность и масса [5, 6]. Проведенные исследования современных алгоритмов по улучшению изображений позволили выявить, что для решения поставленной задачи оптимальным является использование фильтрации на основе сопоставления блоков и 3D-фильтрации. Таким образом, в качестве входных данных методики используется цифровое монохромное НМИ.

Первый этап методики — фильтрация НМИ изображения. Необходимость обработки обусловлена улучшением результатов распознавания частиц [7].

Входными данными для алгоритма сопоставления блоков и 3D-фильтрации являются НМИ и размер блока, т. е. участка изображения определенного размера. Алгоритм сопоставляет блок с другими участками изображения и при совпадении добавляет в группу (множество похожих блоков).

Далее выполняется агрегация, которая подразумевает фильтрацию на основе находящихся в группе участков изображений, и результирующие участки накладываются на исходное изображение [8]. Схема указанного алгоритма приведена на рис. 1.

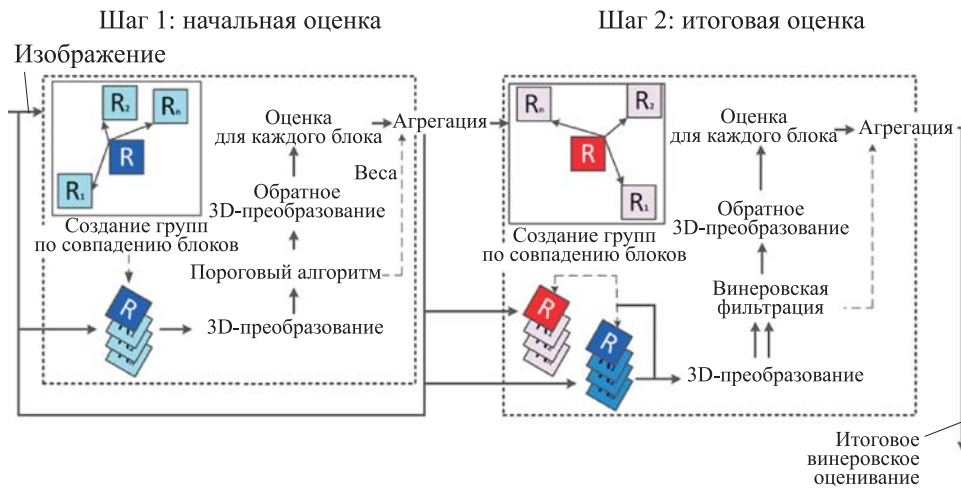


Рис. 1. Схема алгоритма сопоставления блоков и 3D-фильтрации

Алгоритм состоит из следующих шагов:

$$\Pi(P)^{hard} = \tau_{3D}^{hard^{-1}}(\gamma(\tau_{3D}^{hard}(\Pi(P))))$$

где

$$\gamma(x) = \begin{cases} 0, & \text{если } |x| \leq \lambda_{3D}^{hard} \sigma; \\ x, & \text{иначе } x, \end{cases}$$

— создание групп и применение внутреннего порогового алгоритма фильтрации;

$$\forall Q \in \Pi(P), \forall x \in Q, \begin{cases} \bar{v}(x) = \bar{v}(x) + \omega_P^{hard} u_{Q,P}^{hard}(x); \\ \bar{\delta}(x) = \bar{\delta}(x) + \omega_P^{hard} \end{cases}$$

— применение алгоритма агрегации [9].

Второй этап методики — разделение пикселей на классы, соответствующие заднему и переднему планам НМИ. С этой целью отдельно используются алгоритм Thresholding и его модификация Adaptive Thresholding.

В ходе проведения исследований обнаружено, что алгоритм Adaptive Thresholding более точно решает задачу определения площади частиц, при этом оба указанных алгоритма оперируют понятием порогового значе-

ния, под которым понимается яркость, с которой сравниваются яркости каждого пикселя на НМИ. В контексте решаемой задачи передний план НМИ — это часть изображения, содержащая частицы, задний план — изображение с исключенным передним планом.

Для вычисления порогового значения алгоритмом Thresholding в рамках проведенного исследования рассматривались методы ISODATA, Mean, Triangle и Otsu. По результатам экспериментов использование метода Otsu принято наиболее подходящим для решения поставленной задачи. Методом Otsu вычисляется пороговое значение с учетом того, что внутриклассовая дисперсия минимальна:

$$\sigma_w^2(t) = q_1(t) \sigma_1^2(t) + q_2(t) \sigma_2^2(t),$$

где q_i — вероятности двух классов, разделенных пороговым значением; σ_1^2 — дисперсия выделенных классов.

Метод Otsu выполняет поиск минимальной внутриклассовой дисперсии путем определения равносильной максимальной дисперсии между классами. Дисперсия между классами задается следующим образом:

$$\sigma_b^2 = \sigma^2 - \sigma_q^2(t) = q_1(t) q_2(t) [\mu_1(t) - \mu_2(t)],$$

где μ_i — среднее арифметическое, которое обновляется итеративно [10].

Первый шаг метода Otsu — построение гистограммы интенсивности с частотой $P(l)$ для яркости l . Второй — вычисление начальных значений $q_1(0)$, $q_2(0)$, $\mu_1(0)$, $\mu_2(0)$:

$$q_1(t) = \sum_{i=1}^t P(i); \quad q_2(t) = 1 - q_1(t);$$

$$\mu_1(t) = \sum_{i=1}^t \frac{iP(i)}{q_1(t)}; \quad \mu_2(t) = \frac{\mu_T - \mu_1(t) q_1(t)}{q_2(t)},$$

где $\mu_T = \sum_{i=0}^{\max(P)} i P(i)$. Третий — обновление q_1 , q_2 , μ_1 , μ_2 и вычисление

$\sigma_b^2(t)$ для каждого значения $1 \leq t \leq \max P$. Четвертый — сохранение нового значения $\sigma_b^2(t)$ и t , если текущее пороговое значение больше предыдущего [6, 11].

Для алгоритма Thresholding существует модификация — алгоритм Adaptive Thresholding, основным отличием которого является отсутствие использования глобального порогового значения, вместо него вычисляется значение каждого пикселя изображения.

Входные данные Adaptive Thresholding — изображение и размер блока, который будет использоваться для вычисления порогового значения. Внутри участка изображения пороговое значение вычисляется как взвешенная сумма. В качестве матрицы весов применяется ядро Гаусса G — матрица размером $S \times S$, где S — размер блока. Для матрицы необходим параметр σ , который вычисляется по формуле

$$\sigma = \frac{S - 1}{6}.$$

Значение вероятности, равное 0,9973, является нормально распределенной случайной величиной, расположено в ядре Гаусса и вычисляется по формуле

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}.$$

Взвешенная матрица применяется для вычисления порогового значения в каждой точке изображения [12]:

$$T(x, y) = \sum_{\substack{1 \leq x_0 \leq S \\ 1 \leq y_0 \leq S}} G(x_0, y_0) I\left(x - \frac{S - 1}{2} + x_0, y - \frac{S - 1}{2} + y_0\right),$$

где I — матрица изображения.

Третий этап методики — удаление частиц, размер которых существенно отличается от ожидаемого (на полученном изображении). Небольшие полости частиц, которые не были распознаны на предыдущем этапе, заполняются. Под полостью в бинарном изображении понимается состоящий из нулей его участок, ограниченный ненулевыми пикселями изображения. Алгоритм удаления полостей определяет их в распознанной частице и выделяет в целях увеличения точности обнаружения.

Шаг 1. Обнаружение непересекающихся нулевых участков. Для каждой нулевой точки изображения выполняется проверка границ

$$Label(x, y) = \begin{cases} Label(x, y - 1), & \text{если } I(x, y - 1) = 0; \\ Label(x + 1, y), & \text{если } I(x + 1, y) = 0; \\ Label(x, y + 1), & \text{если } I(x, y + 1) = 0; \\ Label(x - 1, y), & \text{если } I(x - 1, y) = 0; \\ \text{новая метка,} & \text{иначе.} \end{cases}$$

Полученные метки участков помещаются в список.

Шаг 2. Удаление из списка обнаруженных участков, площадь которых не удовлетворяет заданным критериям, в целях наложения ограничений на максимальный размер полости изображения.

Шаг 3. Нумерация единицами участков из списка, что соответствует заполнению полости. Необходимость удаления полостей связана с тем, что их наличие уменьшает результирующую площадь и отрицательно влияет на результаты методики.

Четвертый этап методики — слияние полученных промежуточных результатов, что позволяет более точно определять правильно распознанные частицы. На этом этапе выполняется слияние изображений с последующим отделением пикселей, распознанных на большем числе промежуточных результатов, путем сложения результатов, полученных алгоритмами Thresholding и Adaptive Thresholding:

$$Merged(x, y) = \sum_{i=1}^2 J_i(x, y);$$

здесь J_1 и J_2 — результаты третьего этапа методики для алгоритмов Thresholding и Adaptive Thresholding второго этапа. Результат четвертого этапа записывается так:

$$R(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } Merged(x, y) > m; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где m — минимальное число изображений, на которых пиксель распознан как участок частицы.

Выходными данными разработанной методики являются изображение с выделенными частицами, число частиц на изображении и зависимость числа частиц на НМИ от их площади.

Апробация разработанной методики подсчета площади частиц на НМИ. В целях апробации методики выполнена экспериментальная проверка описанных этапов, наибольшее внимание уделено сравнительному анализу алгоритмов второго этапа методики — Thresholding и Adaptive Thresholding.

Результаты первого этапа методики, т. е. применения алгоритма сопоставления блоков и 3D-фильтрации, приведены на рис. 2 (НМИ получено с помощью сканирующего электронного микроскопа, разрешение 100 нм).

Алгоритм сопоставления блоков и 3D-фильтрации выравнивает яркость изображения и удаляет значительную часть шумов. Отметим, что чрезмерное сглаживание может привести к негативным последствиям — частицы небольшого размера будут удалены вместе с шумами.

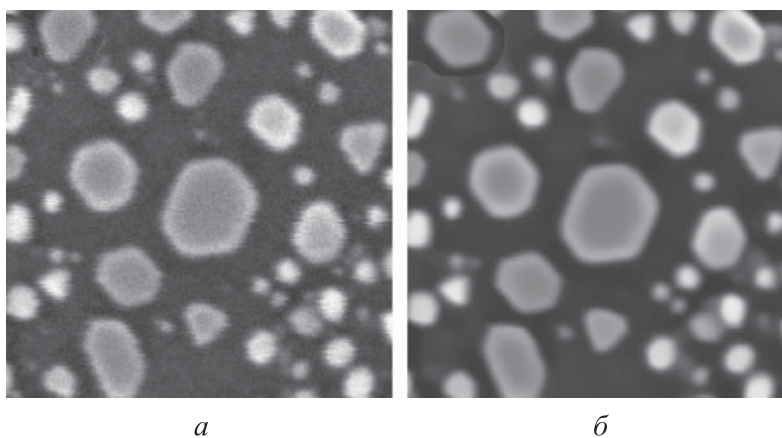


Рис. 2. Исходное НМИ (а) и результат применения алгоритма сопоставления блоков и 3D-фильтрации (б) полостей

Результаты применения второго этапа методики к изображению частиц приведены на рис. 3, из которого следует вывод о наличии шумов, что на втором этапе методики недопустимо, поскольку при выполнении следующих этапов шумы будут распознаваться как частицы. Алгоритм Thresholding выделяет частицу не полностью, например, оставив внутреннюю полость без маркировки. Применение алгоритма Adaptive Thresholding в совокупности с фильтрацией предыдущего этапа дало положительный результат для частиц без внутренних полостей.



Рис. 3. Результаты применения алгоритмов Thresholding (а) и Adaptive Thresholding (б) к НМИ

Третий этап методики заключается в применении алгоритма удаления полостей (рис. 4). Обнаружение и заполнение полостей в частицах лучше влияет на точность распознавания.

Результат применения четвертого этапа (рис. 5) — это совмещение результатов применения алгоритмов Thresholding и Adaptive Thresholding; затемненные участки изображения — частицы, распознанные двумя алгоритмами, светлые — частицы, распознанные только одним алгоритмом.

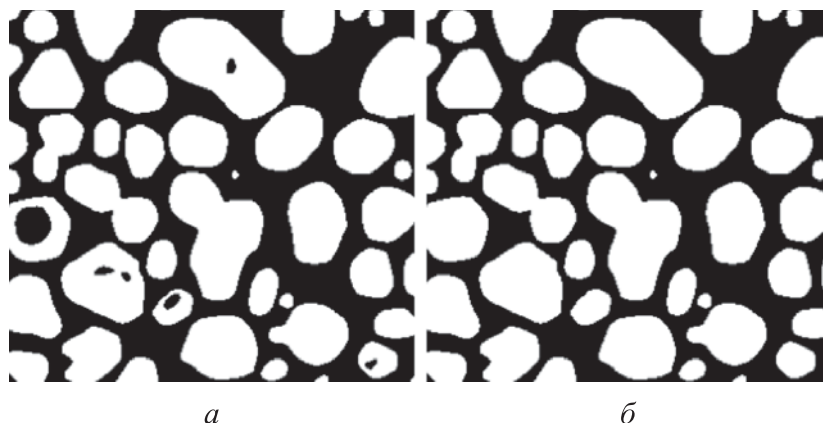


Рис. 4. Результаты применения алгоритма удаления полостей на НМИ (*a, б* — см. рис. 3)

Выходное изображение, на котором отмечены распознанные частицы, приведено на рис. 6 (число определенных частиц 402).

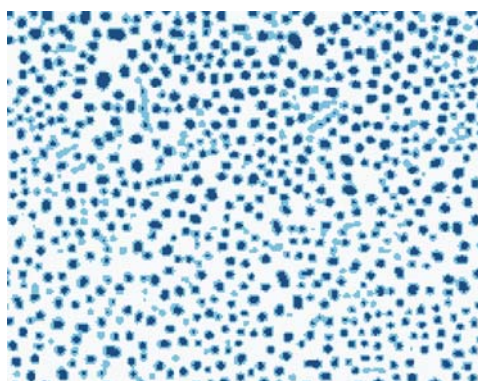


Рис. 5. Результат применения алгоритма слияния (НМИ получено на третьем этапе)

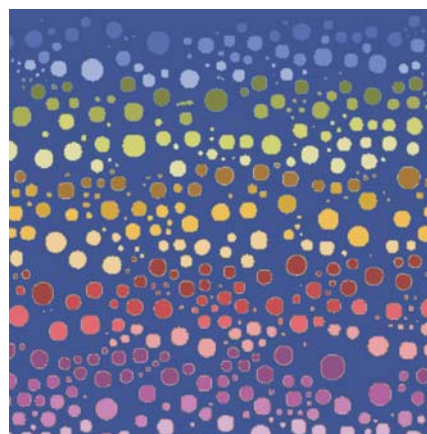


Рис. 6. Изображение с распознанными частицами

Зависимости числа частиц от их площади на примере рассматриваемого изображения из тестовой выборки приведены на рис. 7. Синий цвет — оригинальное изображение, оранжевый — после применения методики, зеленый — распределение, под которое наиболее подходит распределение числа частиц, т. е. аппроксимация полученных результатов.

В целях подбора аппроксимирующего распределения используются три динамически определяемых промежутка для каждого изображения, в которых расположены частицы, например, для рассматриваемого изоб-

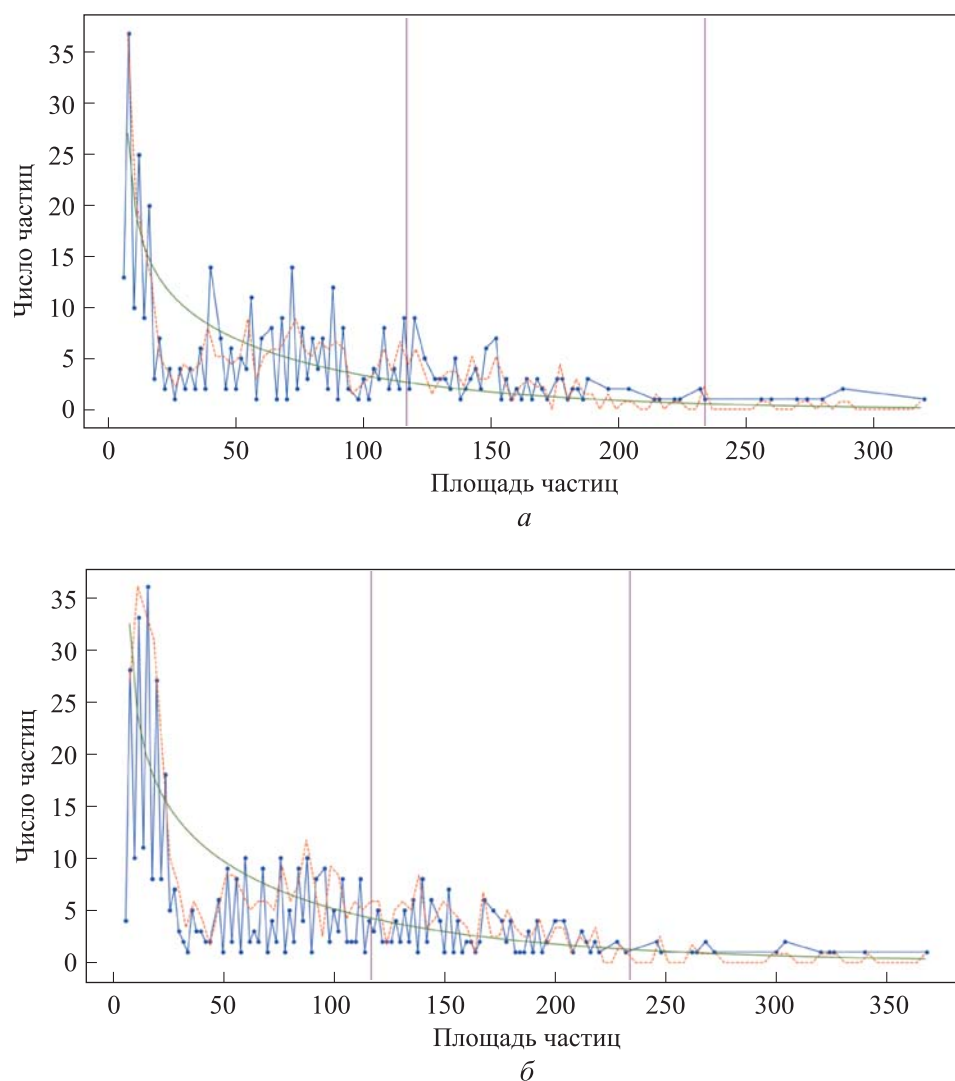


Рис. 7. Зависимости числа частиц на НМИ от их площади в результате работы алгоритмов Thresholding (а) и Adaptive Thresholding (б)

ражения это промежутки $[0, 117)$, $[117, 234)$ и $[234, 400]$. Так, для аппроксимирующего распределения характерно бета- и гамма-распределение. В теории вероятностей бета- и гамма-распределение — это семейство абсолютно непрерывных распределений, параметризованное двумя положительными параметрами. По определению, плотность вероятности величины, имеющей бета-распределение, задается как

$$f_X(x) = \frac{1}{B(\alpha, \beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1},$$

где $\alpha, \beta > 0$ — произвольные фиксированные параметры; $B(\alpha, \beta) = \int_0^1 x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} dx$ — бета-функция [13].

Плотность вероятности величины, имеющей гамма-распределение, задается следующим образом:

$$f_X(x) = \begin{cases} x^{k-1} \frac{e^{-x/\theta}}{\theta^k \Gamma(k)}, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$

где $k, \theta > 0$ — произвольные фиксированные параметры; $\Gamma(k)$ — гамма-функция Эйлера [14].

Абсолютное значение числа частиц на изображении устанавливается вручную с допущением, что для его определения достаточно найти их число на небольшом участке изображения и умножить его на число участков такой площади на исходном НМИ.

Выполним сравнительный анализ предложенных алгоритмов подсчета числа частиц на НМИ в целях выявления алгоритма для использования на втором этапе предложенной методики.

Обсуждение полученных результатов методики определения площади частиц на НМИ. Для сравнительного анализа в рамках решения поставленной задачи применялась тестовая выборка, состоящая из НМИ различных частиц. Для качественного сравнения предложенных алгоритмов использовались усредненные и медианные данные абсолютной и относительной погрешностей. К изображениям тестовой выборки применялись метрики $\Delta_i(\bar{M}, \hat{M})$, где \bar{M} — число частиц на каждом НМИ из тестовой выборки; \hat{M} — математическое ожидание числа частиц.

В качестве математического ожидания числа частиц на каждом изображении использовано среднее геометрическое подсчитанного вручную и медианного значений результатов алгоритмов:

$$M(I) = \sqrt{\text{manual}(I) \text{ median}(A_1(I), A_2(I), \dots)},$$

где A_i — рассмотренная комбинация алгоритмов, $A_i(I \in K) \in \mathbb{R}$ — результирующее число частиц при применении последовательности алгоритмов A_i (K — множество изображений).

Для сравнения приведенных вариантов комбинаций алгоритмов использованы следующие метрики, определяющие качественные характеристики.

1. Медианное отклонение:

$$\Delta_1(A_i(I), M(I)) = \frac{1}{2} \left(\left\{ |M(I) - A_i(I)| : \forall I \in K \right\} \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor + \left\{ |M(I) - A_i(I)| : \forall I \in K \right\} \left\lceil \frac{N}{2} \right\rceil \right) / M(I)$$

2. Среднее арифметическое отклонение:

$$\Delta_2(A_i(I), M(I)) = \frac{1}{|K|} \sum_{I \in K} |M(I) - A_i(I)| / M(I)$$

Для определения количественных характеристик использовались следующие метрики.

1. Размах вариации отклонения:

$$\Delta_3(A_i(I), M(I)) = \frac{\max \{ |M(I) - A_i(I)| : \forall I \in K \} - \min \{ |M(I) - A_i(I)| : \forall I \in K \}}{M(I)}$$

2. Дисперсия отклонения:

$$\Delta_4(A_i(I), M(I)) = \frac{\sum_{I \in K} (M(I) - A_i(I))^2}{M(I)}$$

Полученные результаты по каждой метрике для всей тестовой выборки приведены в таблице.

Результаты оценки рассмотренных алгоритмов

Комбинация алгоритмов методики	Диапазоны площади частиц	Медианное отклонение, %	Среднее арифметическое отклонение, %	Размах вариации, %	Дисперсия отклонения, %
Слияние с объединением	Небольшие	13,75	18,52	49,40	339,16
	Средние	9,63	22,25	100,00	111,20
	Большие	41,42	39,42	100,00	85,50
Слияние с пересечением	Небольшие	10,34	20,20	86,37	486,10
	Средние	15,47	24,32	90,24	203,92
	Большие	41,42	42,85	100,00	113,54

Комбинация алгоритмов методики	Диапазоны площади частиц	Медианное отклонение, %	Среднее арифметическое отклонение, %	Размах вариации, %	Дисперсия отклонения, %
Thresholding	Небольшие	18,82	26,31	86,37	517,64
	Средние	17,92	32,79	100,00	214,01
	Большие	42,26	46,78	100,00	120,96
Adaptive Thresholding	Небольшие	6,54	9,44	34,77	185,65
	Средние	6,22	12,50	41,42	84,38
	Большие	41,42	35,27	100,00	71,66

На основе полученных оценочных результатов сделан вывод о том, что алгоритм Adaptive Thresholding с наибольшей точностью определяет число частиц в приведенных диапазонах площади. Медианное относительное отклонение и среднее арифметическое относительное отклонение минимальны среди всех рассмотренных комбинаций алгоритмов. Алгоритмы, результаты количественных метрик которых больше минимальных, имеют меньшую точность обнаружения числа частиц в выделенных диапазонах площади.

Алгоритм Adaptive Thresholding также показал наилучшие результаты по количественным характеристикам по сравнению с другими рассмотренными алгоритмами в рамках поставленной задачи.

Таким образом, для второго этапа выбран алгоритм Adaptive Thresholding, который наиболее точно выполнил задачу определения площади частиц на НМИ. Таким образом, в общей схеме работы методики применяется алгоритм сопоставления блоков и 3D-фильтрации на первом этапе, затем в контексте второго этапа методики применяется алгоритм Adaptive Thresholding для отделения частиц от фона. Далее, на третьем этапе, используется алгоритм удаления частиц, размер которых существенно отличается от ожидаемого. Четвертый этап методики не используется, так как он необходим только для алгоритма слияния с объединением или пересечением.

Приведенная методика имеет узкое специализированное направление применения. Используемые алгоритмы, последовательность применения и их параметры нацелены на максимизацию точности подсчета числа частиц на НМИ.

Некоторые частицы распознаны как единое целое, причиной тому является низкий разброс яркостей на границах между частицами. Рекоменду-

ется использовать дифференциальные операторы для выделения границ между частицами в целях увеличения точности результатов методики [15].

В качестве направления дальнейших исследований по определению площади частиц на НМИ электронного микроскопа выделяются: разработка и апробация методик с применением алгоритмов из смежных областей для пошагового сегментирования, классификации и подсчета.

Заключение. Разработана методика подсчета площади проекции частиц на НМИ, формируемых электронным микроскопом. Методика предлагает вариант решения задачи автоматизированного подсчета числа частиц в диапазонах площади. В контексте исследования использованы алгоритмы Thresholding и Adaptive Thresholding. Получена оптимальная последовательность применения различных алгоритмов обработки изображений для решения поставленной задачи. Предложенная методика является новой и уникальной, в том числе из-за узкой специализированной направленности решаемой задачи автоматизированного подсчета числа частиц на НМИ электронного микроскопа.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Кобаяси Н. Введение в нанотехнологию. М., Бином, 2008.
- [2] Фостер Л. Нанотехнологии. Наука, инновации и возможности. М., Техносфера, 2008.
- [3] Сойфер В.А., Куприянов А.В. Анализ и распознавание наномасштабных изображений: традиционные подходы и новые постановки задач. *Компьютерная оптика*, 2011, т. 35, № 2, с. 136–144.
- [4] Счетчик частиц. *tehnopribor.ru: веб-сайт*.
URL: http://www.tehnopribor.ru/downloads/science-articles/schetchik-chastits.php?clear_cache=Y (дата обращения: 02.09.2021).
- [5] Particle. *glossary.ametsoc.org: веб-сайт*.
URL: <http://glossary.ametsoc.org/wiki/Particle> (дата обращения: 03.09.2021).
- [6] Байдин Г.С., Титов А.С. Автоматизация подсчета количества частиц на наномасштабных изображениях электронного микроскопа. *Биомедицинская радиоэлектроника*, 2020, т. 23, № 5, с. 59–71.
DOI: <https://doi.org/10.18127/j15604136-202005-08>
- [7] Marturi N., Dembélé S., Piat N. Scanning electron microscope image signal-to-noise ratio monitoring for micro-nanomanipulation. *Scanning*, 2014, vol. 36, no. 4, pp. 419–429. DOI: <https://doi.org/10.1002/sca.21137>
- [8] Dabov K., Foi A. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. *IEEE Trans. Image Process.*, 2007, vol. 16, no. 8, pp. 2080–2095.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2007.901238>

- [9] Lebrun M. An analysis and implementation of the BM3D image denoising method. *IPOLE*, 2012, vol. 2, pp. 175–213. DOI: <https://doi.org/10.5201/ropol.2012.l-bm3d>
- [10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1979, vol. 9, no. 1, pp. 62–66. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- [11] Yousefi J. Image binarization using Otsu thresholding algorithm. Ontario, Univ. of Guelph, 2011.
- [12] Local adaptive thresholding. In: Encyclopedia of biometrics. Boston, Springer, 2009, p. 939. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-0-387-73003-5_506
- [13] Коршунов Д.А., Фосс С.Г. Сборник задач и упражнений по теории вероятностей. Новосибирск, НГУ, 2003.
- [14] Weisstein E. Beta distribution. *mathworld.wolfram.com: веб-сайт*. URL: <https://mathworld.wolfram.com/BetaDistribution.html> (дата обращения: 10.09.2021).
- [15] Жуков К.М. Обнаружение протяженных объектов типа «леска» с помощью цифровой обработки изображения. *Молодежный научно-технический вестник*, 2014, № 9. URL: <http://ainsnt.ru/doc/733091.html>

Байдин Георгий Сергеевич — преподаватель кафедры «Информационная безопасность» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Титов Анатолий Сергеевич — студент кафедры «Информационная безопасность» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Байдин Г.С., Титов А.С. Методика подсчета площади проекций частиц на двумерных наномасштабных изображениях с использованием пороговых алгоритмов. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2022, № 4 (141), с. 4–19. DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2022-4-4-19>

**METHOD FOR CALCULATING THE PARTICLE PROJECTION AREA
IN TWO-DIMENSIONAL NANOSCALE IMAGES USING
THE THRESHOLD ALGORITHMS**

G.S. Baydin
A.S. Titov

baydin.g.s@bmstu.ru
toliakpurple@gmail.com

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

The growing complexity of studying nanoscale images and meshing the results of experiments processing makes it necessary to automate this process to improve accuracy and reliability of the results obtained. As part of the ongoing research, a method was developed to determine automatically the particles area in the electron microscope images. The threshold algorithm and its modification was considered to identify particles in the nanoscale images. Block matching and 3D filtering algorithm was selected for preprocessing. The optimal sequence of the above algorithms for images application was obtained in order to solve the problem. Several threshold algorithms and methods for calculating the corresponding threshold values were considered forming the base to select the most appropriate algorithms in the context of the problem being solved. The above method resulted in determining dependence of the particles number on their area for each given image. Currently, quite large and constantly growing volumes of nanoscale images were accumulated, which leads to a need to automate the research process. The proposed method is intended to solve practical problems in determining the particles area in the nanoscale images and could be used at various stages of the experiment

Keywords

Particle, image, experiment, segmentation, filtering, block matching, Thresholding

Received 29.04.2022

Accepted 19.09.2022

© Author(s), 2022

REFERENCES

- [1] Kobayasi N. Vvedenie v nanotekhnologiyu [Introduction to nanotechnology]. Moscow, Binom Publ., 2008.
- [2] Foster L.E. Nanotechnology. Science, innovation and opportunity. London, Pearson Education, 2005.
- [3] Soyfer V.A., Kupriyanov A.V. Analysis and recognition of the nanoscale images: conventional approach and novel problem statement. *Kompyuternaya optika* [Computer Optics], 2011, vol. 35, no. 2, pp. 136–144 (in Russ.).
- [4] Schetchik chastits [Particle counter]. *tehnopribor.ru: website* (in Russ.). Available at: http://www.tehnopribor.ru/downloads/science-articles/schetchik-chastits.php?clear_cache=Y (accessed: 02.09.2021).
- [5] Particle. *glossary.ametsoc.org: website*. Available at: <http://glossary.ametsoc.org/wiki/Particle> (accessed: 03.09.2021).
- [6] Baydin G.S., Titov A.S. The method of automation particles counting on a nanoscale image captured by the electron microscope. *Biomeditsinskaya radioelektronika* [Biomedical Radioengineering], 2020, vol. 23, no. 5, pp. 59–71 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18127/j15604136-202005-08>

- [7] Marturi N., Dembélé S., Piat N. Scanning electron microscope image signal-to-noise ratio monitoring for micro-nanomanipulation. *Scanning*, 2014, vol. 36, no. 4, pp. 419–429. DOI: <https://doi.org/10.1002/sca.21137>
- [8] Dabov K., Foi A. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. *IEEE Trans. Image Process.*, 2007, vol. 16, no. 8, pp. 2080–2095. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2007.901238>
- [9] Lebrun M. An analysis and implementation of the BM3D image denoising method. *IPOl*, 2012, vol. 2, pp. 175–213. DOI: <https://doi.org/10.5201/ipol.2012.l-bm3d>
- [10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1979, vol. 9, no. 1, pp. 62–66. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- [11] Yousefi J. Image binarization using Otsu thresholding algorithm. Ontario, Univ. of Guelph, 2011.
- [12] Local adaptive thresholding. In: Encyclopedia of biometrics. Boston, Springer, 2009, p. 939. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-0-387-73003-5_506
- [13] Korshunov D.A., Foss S.G. Sbornik zadach i uprazhneniy po teorii veroyatnostey [Calculus on probability theory]. Novosibirsk, NSU Publ., 2003.
- [14] Weisstein E. Beta distribution. *mathworld.wolfram.com: website*. Available at: <https://mathworld.wolfram.com/BetaDistribution.html> (accessed: 10.09.2021).
- [15] Zhukov K.M. Detection line-type of extended objects by means of image digital processing. *Molodezhnyy nauchno-tekhnicheskiy vestnik*, 2014, no. 9 (in Russ.). Available at: <http://ainsnt.ru/doc/733091.html>

Baydin G.S. — Lecturer, Department of Information Security, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Titov A.S. — Student, Department of Information Security, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Baydin G.S., Titov A.S. Method for calculating the particle projection area in two-dimensional nanoscale images using the Threshold algorithms. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2022, no. 4 (141), pp. 4–19 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2022-4-4-19>