

УДК 519.688, 537.877

## СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ РАЗМЕРОВ ОБЪЕКТОВ, ОБЛАДАЮЩИХ РАДИАЛЬНОЙ СИММЕТРИЕЙ

К.Б. Самусев, М.В. Рыбин, М.Ф. Лимонов

Описан алгоритм вычисления статистических геометрических параметров ансамбля объектов, границы которых обладают радиальной симметрией. К таким объектам относятся цилиндры и сферы, которые являются структурными элементами, образующими фотонные кристаллы и диэлектрические метаматериалы. Основу алгоритма составляет процедура распознавания, основанная на преобразовании исходного изображения по методу, аналогичному преобразованию Хо. Метод позволяет определять диаметры и координаты центров отдельных объектов.

**Ключевые слова:** фотонные кристаллы, метаматериалы, статистический анализ, процедура распознавания.

## Введение

Фотонные кристаллы (ФК) [1, 2] и диэлектрические метаматериалы (ДММ) [3, 4] – это структуры, которые создаются искусственным путем, что обуславливает одно из главных отличий от «обычных» кристаллов: «обычные» кристаллы состоят из абсолютно идентичных атомов или молекул, в то время как ФК и ДММ построены из рукотворных структурных элементов, которым присущи вариации в размере, форме, диэлектрической и магнитной проницаемости. Эта неоднородность неустранима и будет существовать в любом ФК и ДММ. По этой причине определение статистических параметров структурных элементов, образующих ФК и ДММ, является принципиальной задачей.

В настоящей работе мы опишем алгоритм вычисления статистических геометрических параметров ансамбля объектов, границы которых обладают радиальной симметрией, т.е. цилиндров и сфер. Алгоритм позволяет определять диаметры и координаты центров отдельных объектов и, таким образом, вычислять усредненные постоянные кристаллической решетки и определять функцию распределения частиц по каждому из интересующих нас параметров. В случае цилиндра ключевым геометрическим параметром является, как правило, диаметр, а длина цилиндра не рассматривается в большинстве задач фотоники. Это связано с тем, что для формирования 2D ФК и ДММ цилиндры необходимо расположить параллельно друг другу (оси  $z$  параллельны) и перпендикулярно направлению распространения электромагнитной волны (рис. 1).

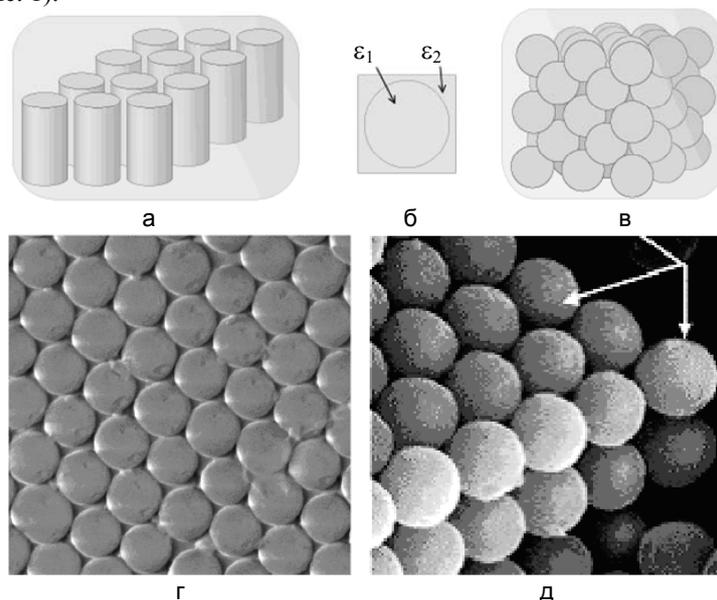


Рис. 1. Схематическое изображение фрагментов 2D периодической структуры, образованной цилиндрами (а) и 3D периодической структуры, образованной сферами (в). Сечение отдельного элемента обеих структур – вид сверху (б). Изображение плоскости  $xy$  плотноупакованной структуры (г) и 3D плотноупакованной структуры – синтетического опала (д), полученные с помощью сканирующей электронной микроскопии

Обычно предполагается, что цилиндры имеют достаточную длину для того, чтобы не учитывать граничные эффекты, в результате чего фотонные свойства определяются лишь радиусом цилиндров, по-

стоянной кристаллической решетки в плоскости  $xu$  и симметрией 2D-решетки. В случае сферы искомыми параметрами являются радиус и координаты центра сферы в 2D-плоскости заданного сечения. Классическим примером 3D ФК являются синтетические опалы [2, 5] и опалоподобные коллоидные кристаллы [2]. В коллоидных кристаллах основным структурным элементом являются частицы, имеющие форму, близкую к сферической. Размер частиц в различных образцах может варьироваться в пределах 200–1000 нм.

Во многих статьях, посвященных изучению синтетических опалов, рассматривают модельную структуру, состоящую из идеальных недеформированных шаров  $\alpha\text{-SiO}_2$  одинакового размера, которые находятся в точечном контакте друг с другом и образуют гранецентрированную кубическую решетку. В такой идеальной решетке шары занимают 74% объема образца, а остальные 26% приходятся на долю пустот. Однако такая модель представляет собой приближение, не вполне соответствующее реальности. Отклонение от идеальной модели хорошо прослеживается на изображениях, полученных с помощью электронной микроскопии, а также следует из результатов обработки спектров брэгговского отражения света от синтетических опалов [2]. Для получения численных характеристик структуры, таких как среднее значение и дисперсия размера частиц, необходимо применять специальные методы обработки, подобные методу, использованному в [6] для подсчета числа объектов в поле зрения микроскопа. Другие известные из литературы методики основаны на изучении пространственного фурье-спектра [7] и методе подсчета количества центров, попадающих в кольцо заданного радиуса [8]. Однако эти методы являются интегральными и не позволяют разделить такие параметры, как разброс диаметров частиц и расстояний между их центрами. Настоящая работа решает эту задачу, представляя алгоритм нахождения размера и положения каждой частицы в пространстве.

### Алгоритм вычисления статистических геометрических параметров

Определим термины, которые мы будем использовать в данной работе. Следуя монографии [9], под изображением мы будем понимать двумерную функцию  $f(x, y)$ , где  $x$  и  $y$  – координаты точки на плоскости. Значение функции  $f(x, y)$  будем называть яркостью (интенсивностью) изображения в точке  $(x, y)$ . В случае цифрового изображения величины  $x$ ,  $y$  и  $f(x, y)$  принимают конечное число дискретных значений. Цифровое изображение состоит из конечного числа элементов, каждый из которых характеризуется тремя целыми неотрицательными числами – двумя координатами и яркостью. На координаты никаких специальных ограничений не накладывается, однако яркость может принимать значения только в интервале  $[0, L-1]$ , где  $L$  – число уровней (градаций) яркости. Из соображений удобства число уровней яркости принимают равным целой степени двойки, т.е.  $L = 2^k$ . Эти элементы называют элементами изображения или пикселями.

В основе алгоритма лежит процедура распознавания объектов, граница которых обладает радиальной симметрией. Процедура состоит в преобразовании исходного изображения по методу, аналогичному преобразованию Хо [9], которое позволяет находить на монохромном изображении кривые, заданные параметрически. Монохромным считается изображение, состоящее из точек двух типов – точек контура, ограничивающего объект (например, окружность, ограничивающая круг), и фоновых точек, к которым относятся как точки вне, так и внутри объекта. Исходя из этого, полутоновое изображение должно быть предварительно трансформировано в монохромное (содержащее только контур объекта и фон) с использованием какого-либо градиентного фильтра, например, фильтра Превитта [9], Собеля [10] или Кенни [11], с последующей пороговой обработкой. Задача преобразования Хо состоит в выделении кривых, проходящих через максимальное количество точек контура объекта.

Поясним принцип преобразования Хо. Пусть  $F(x, y, a_1, a_2, \dots, a_n) = 0$  – некоторая функция, задающая на плоскости  $(x, y)$  семейство кривых с параметрами  $a_1, a_2, \dots, a_n$ . Параметры семейства кривых образуют фазовое пространство, каждая точка которого (конкретные значения набора  $a_1, a_2, \dots, a_n$ ) соответствует некоторой кривой на плоскости  $(x, y)$ . Ввиду дискретности машинного представления непрерывное фазовое пространство требуется перевести в дискретное. Для этого в фазовом пространстве  $a_1, a_2, \dots, a_n$  вводится «сетка», разбивающая его на ячейки достаточно малого размера. Каждой ячейке можно поставить в соответствие число  $A$ , указывающее количество точек контура объекта, принадлежащих кривой с параметрами данной ячейки. В результате можно найти кривые  $F(x, y, a_1, a_2, \dots, a_n) = 0$ , на которых лежит наибольшее количество точек контура объекта.

Для объектов, граница которых обладает радиальной симметрией (сечение цилиндра, сферы), задача  $F(x, y, x_0, y_0, R_0) = 0$  сводится к поиску окружностей неизвестного радиуса с неизвестными координатами центра  $(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 - R_0^2 = 0$ . При переходе от непрерывного пространства параметров  $(x_0, y_0, R_0)$  к дискретному, с которым мы будем работать, получаем трехмерный массив целых неотрицательных чисел  $A_{nmk}$ , индексы которого  $(n, m, k)$  задают набор параметров  $(x_0, y_0, R_0)$ . Два индекса этого массива  $(n, m)$  определяют координаты центров окружностей (соответствуют паре  $x_0, y_0$ ) в пространстве изображения, а третий индекс  $(k)$  – радиус окружности  $R_0$ . Далее введем понятие двумерного сечения

$B_{nm}$  трехмерного массива  $A_{nmk}$ . Трехмерный массив представляет собой последовательность двумерных сечений с размерностью  $(n \times m)$ , совпадающей с размерностью исходного изображения, причем последовательность упорядочена по возрастанию радиуса  $R_0$ .

Преобразование исходного изображения (например, изображения, представленного на рис. 1, г) в трехмерный массив чисел сводится к тому, что каждому элементу  $A_{nmk}$  присваивается значение, равное количеству точек контура изображения (например, контура, ограничивающего цилиндры на рис. 1, г), лежащих на окружности с центром в точке  $(n, m)$  и радиусом, равным  $k$ . Процедура подсчета числа точек монохромного изображения, лежащих на окружности радиуса  $k$ , эквивалентна нахождению дискретной свертки изображения с ядром (маской), представляющим собой квадратную матрицу размером  $2k + 1$ . Элементы этой матрицы, лежащие на вписанной окружности, равны 1, а остальные – нулю. Таким образом, алгоритм включает в себя ряд последовательных преобразований исходного изображения, которые мы кратко опишем. На рис. 2 представлена первая часть этих преобразований. Фрагмент исходной полутоновой картинки (рис. 2, а) с помощью градиентного фильтра Кенни [11] и пороговой обработки (рис. 3) преобразуется в монохромное изображение границ (рис. 2, б). Это монохромное изображение подвергается описанному выше преобразованию, аналогичному преобразованию Хо [9]. На рис. 2, г, в качестве примера представлено одно сечение нормированного трехмерного массива  $A_{nmk} / k$ , которое является результатом свертки монохромного изображения (рис. 2, б) с маской радиуса  $k=88$  пикселей (рис. 2, в),  $\mathbf{b} * \mathbf{c} \rightarrow \mathbf{d}$ .

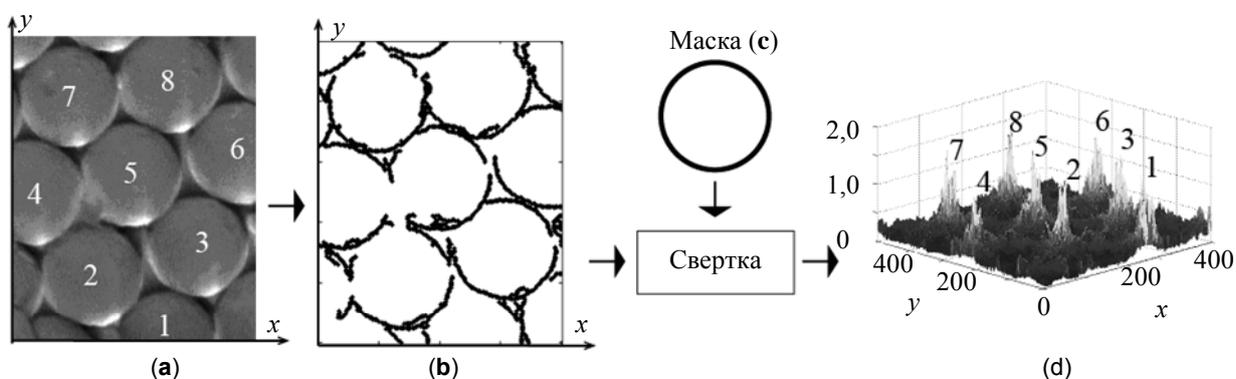


Рис. 2. Преобразование исходного полутонового изображения в процессе распознавания структур, обладающих круговой симметрией: исходное полутоновое изображение структуры плотноупакованных пронумерованных цилиндров (а); монохромное изображение границ цилиндров, полученное после применения градиентного фильтра Кенни и пороговой обработки (б); изображение квадратной матрицы  $177 \times 177$  пикселей с вписанной окружностью радиуса  $k=88$  пикселей; свертка  $A_{nmk} / k$  контурного изображения с ядром, нормированная на радиус  $k=88$  ( $\mathbf{b} * \mathbf{c} \rightarrow \mathbf{d}$ ). Нумерация пиков соответствует нумерации цилиндров на панели (а)

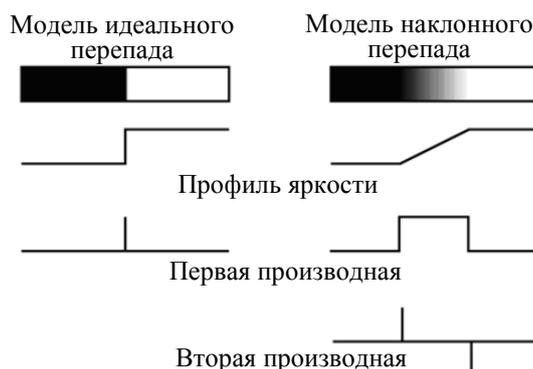


Рис. 3. Пороговая обработка: выделение границ путем дифференцирования профиля яркости на границе объекта. Граница определяется по первой либо второй производной от функции яркости

Далее производится варьирование радиуса маски в широком интервале пикселей (для данного объекта, например, в интервале  $50 < k < 150$ ), при этом центр маски сканируется по всему полю изображения, представленного на рис. 2, а. Результирующий трехмерный массив  $A_{nmk}$  является входной информацией для процедуры распознавания объектов (рис. 2, а), состоящей в нахождении радиусов цилиндров и координат их центров. Массив состоит из целого ряда двумерных сечений  $B_{nm}$ , представляющих собой свертки контурного изображения с ядрами различных радиусов  $50 < k < 150$ . На рис. 4 в качестве примера

представлены результаты трех из ста двумерных сечений свертки контурного изображения с тремя масками радиусов  $k=75, 88, 99$  пикселей. Локальные экстремумы (пики) на рис. 2, г, совпадают с центрами соответствующих частиц на рис. 2, а. Радиус отдельной частицы определяется по зависимости высоты пика от радиуса ядра свертки  $k$ , которая всегда имеет достаточно четко выраженный экстремум. За радиус распознанной частицы принимается радиус маски  $k$ , при котором соответствующий пик свертки  $\mathbf{b} * \mathbf{c}$  достигает своего максимального значения, а за координаты ее центра – координаты этого пика  $(n, m)$ . На рис. 5, в, показан основной результат процедуры распознавания – распределение диаметров частиц и межцентровых расстояний для образца, представленного на рис. 2, а.

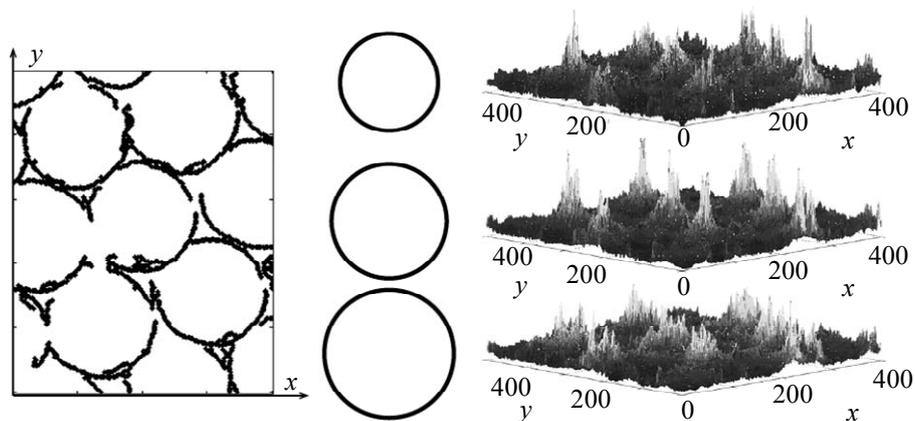


Рис. 4. Свертка монохромного изображения с окружностями трех различных радиусов. Схематичное представление фрагмента трехмерного массива данных  $A_{nmk} / k$ , получаемого в результате выполнения описанного преобразования контурного изображения для радиусов маски  $k=75, 88$  и  $99$  пикселей

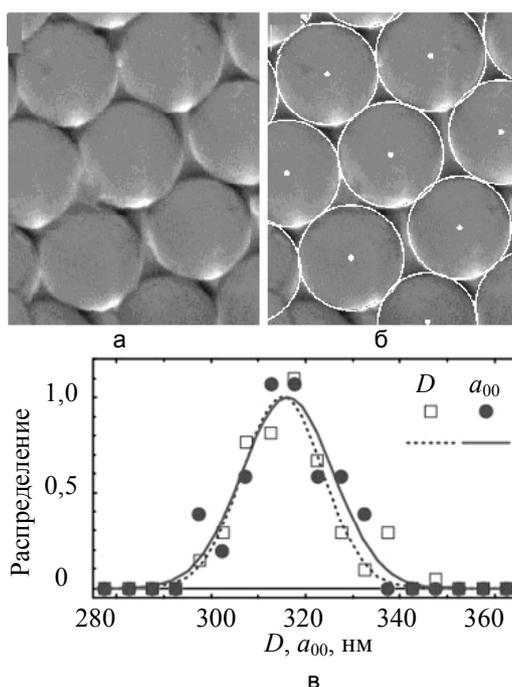


Рис. 5. а – исходное изображение структуры; б – изображение структуры с нанесенными окружностями и центрами окружностей, найденными в результате процедуры распознавания; в – дисперсия диаметров частиц  $D$  и межцентровых расстояний  $a_{00}$  для образца, представленного на панели а

### Заключение

Результаты визуализации различных макро-, микро- и нанообъектов, получаемые самыми различными методами, начиная от простого оптического фотографирования до применения электронной микроскопии, содержат богатую информацию о симметрии, дефектах, форме и размерах частиц, образующих фотонные кристаллы и диэлектрические метаматериалы. Однако для получения численных характеристик (среднее значение, дисперсия) необходимо применять специальные методы обработки, позволяющие находить индивидуальные геометрические размеры и положения частиц.

В работе представлен алгоритм для определения статистических характеристик ансамбля частиц, образующих фотонные кристаллы либо диэлектрические метаматериалы. Следует отметить, что исходное соотношение алгоритма  $F(x, y, a_1, a_2, \dots, a_n) = 0$ , т.е. функция, задающая на плоскости  $(x, y)$  семейство кривых с параметрами  $a_1, a_2, \dots, a_n$ , совсем не обязательно должна сводиться к уравнению окружности  $(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 - R_0^2 = 0$ . Алгоритм позволяет распознавать объекты любой формы, однако количество параметров и, следовательно, время вычислений и возможные погрешности вычислений существенно возрастают. Мы подробно рассмотрели случай окружности в качестве примера для демонстрации метода обработки изображений широко распространенных структур, состоящих из цилиндров или сфер. Такие объекты имеют границы с радиальной симметрией, и задача  $F(x, y, x_0, y_0, R_0) = 0$  сводится к поиску массива трех параметров  $(x_0, y_0, R_0)$ . Полученные результаты, представленные на рис. 5, демонстрируют высокую эффективность данного алгоритма.

Авторы благодарят П.А. Белова и Ю.С. Кившаря за обсуждение результатов работы. Работа выполнена в НИУ ИТМО при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации (соглашение № 14.В37.21.1964) и РФФИ (проект № 11-02-00865).

#### Литература

1. Inoue K. and Ohtaka K. Photonic Crystals: Physics, Fabrication and Applications. – Springer, 2004. – 332 p.
2. Limonov M.F. and De La Rue R.M. Optical properties of photonic structures: interplay of order and disorder. – CRC Press, Taylor & Francis Group 2012. – 514 p.
3. O'Brien S. and Pendry J.B. Photonic band-gap effects and magnetic activity in dielectric composites // J. Phys.: Cond. Matt. – 2002. – V. 14. – P. 4035.
4. Hosseinzadeh A. and Semouchkina E. Effect of permittivity on energy band diagrams of dielectric metamaterial arrays // MOTL. – 2013. – V. 55. – P. 134–137.
5. Rybin M.V., Sinev I.S., Samusev A.K., Samusev K.B., Trofimova E.Yu., Kurdyukov D.A., Golubev V.G. and Limonov M.F. Dimensionality effects on the optical diffraction from opal-based photonic structures // Phys. Rev. B. – 2013. – V. 87. – P. 125131.
6. Дырнаев А.В., Потапов А.С. Комбинированный метод подсчета эритроцитов на изображениях мазков крови // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2012. – № 1 (77). – С. 19–23.
7. Palacios-Lidón E., Juárez B.H., Castillo-Martínez E. and López C. Optical and morphological study of disorder in opals // J. Appl. Phys. – 2005. – V. 97. – P. 63502.
8. Rengarajan R., Mittleman D., Rich C. and Colvin V. Effect of disorder on the optical properties of colloidal crystals // Phys. Rev. E. – 2005. – V. 71. – P. 16615.
9. Gonzalez R.C. Woods R.E. Digital Image Processing. – Prentice Hall, 2002. – Chapter 10. – 793 p.
10. Sobel I. An isotropic image gradient operator. Machine Vision for Three-Dimensional Scenes. – N.Y.: Academic Press. – 1990. – P. 376–379.
11. Canny J. A computational approach to edge detection // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 1986. – V. 8. – P. 679.

**Самусев Кирилл Борисович** – Россия, Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, кандидат физ.-мат. наук, ст. научный сотрудник, k.samusev@phoi.ifmo.ru

**Рыбин Михаил Валерьевич** – Россия, Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, кандидат физ.-мат. наук, ст. научный сотрудник, m.rybin@phoi.ifmo.ru

**Лимонов Михаил Феликсович** – Россия, Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, доктор физ.-мат. наук, ведущий научный сотрудник, m.limonov@phoi.ifmo.ru

УДК 004.932

## МЕТОДИКА СРАВНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ СТЕРЕОЗРЕНИЯ ПРИ ВОССТАНОВЛЕНИИ ТРЕХМЕРНОЙ МОДЕЛИ ЛИЦА ЧЕЛОВЕКА

С.В. Пономарев

Представлены результаты сравнительного анализа эффективности алгоритмов стереозрения в рамках решения задачи восстановления трехмерной модели лица человека. Рассмотрены методы стереозрения, относящиеся к трем основным классам – локальные, глобальные и полуглобальные методы. В качестве критериев количественной оценки работы алгоритмов предложена мера расхождения восстановленной карты дальности и эталонной карты дальности, полученной с использованием камеры со структурированной инфракрасной подсветкой. При сравнении осуществлялся переход в трехмерное пространство, проводилось вычисление характеристик облака точек, учитывалось каче-