

## МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ СТРУКТУР НА СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Д. Е. АНДРИАНОВ<sup>1</sup>, С. В. ЕРЕМЕЕВ<sup>1</sup>, Ю. А. КОВАЛЕВ<sup>1</sup>, Д. В. ТИТОВ<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Муромский институт (филиал)  
Владимирского государственного университета  
им. А. Г. и Н. Г. Столетовых, 602264, Муром, Россия  
E-mail: yurko02@mail.ru

<sup>2</sup>Юго-Западный государственный университет, 305040, Курск, Россия

Рассматривается алгоритм обработки пространственных объектов с одинаковой топологической структурой на спутниковых снимках. Суть метода заключается в выявлении структур, которые будут устойчиво сохраняться при топологических деформациях и искажениях. Единственное, что не меняется при изменении масштаба и поворотах объекта — это его форма. При топологическом подходе не учитываются координаты объектов, а рассматривается его структура. На основе разработанного алгоритма и программного продукта проведены эксперименты с использованием снимков местности, результаты которых показали, что пространственные объекты на снимках распознаются с точностью 93 %. Сопоставление изображений с использованием трехмерных баркодов показало, что топология объектов и их баркоды не изменяются во времени и при разных масштабах. Алгоритм сопоставления трехмерных баркодов позволяет избежать ручной обработки снимков, что сокращает время поиска и сопоставления объектов с нескольких часов до нескольких минут.

**Ключевые слова:** персистентная гомология, топология, трехмерный баркод, пространственные структуры

**Введение.** В настоящее время со спутников поступает больше количество снимков, содержащих различную информацию. Анализ данной информации может быть выполнен либо вручную, либо с использованием подходов, которые занимают большое количество времени. Зачастую требуется анализировать спутниковые снимки разных масштабов и выполненные в разные годы или сезоны. Для сопоставления пространственных структур, снятых в разное время или в разных масштабах, необходимы большие вычислительные мощности, так как объекты сопоставляются по геометрическим характеристикам, в том числе по координатной составляющей.

Анализ публикаций [1—20] показывает актуальность проблемы обработки пространственных структур в целях получения информации без потерь. Так как существующие подходы используют геометрические характеристики, не отображающие форму объекта, по которой можно его идентифицировать, дальнейшее развитие и совершенствование методов обработки и анализа  $n$ -мерных объектов в геоинформационной системе видится в анализе топологических объектов и их групп.

При анализе изображений можно использовать два подхода: исследование геометрических и топологических характеристик. При геометрическом подходе учитываются все точки

объекта и их взаимное расположение. При любом другом ракурсе неизбежно появление шума на изображении или небольшое изменение масштаба, т.е. по геометрическим характеристикам объект не будет распознан. Преимущество геометрического подхода — привязка к координатам, когда необходимо определить конкретные размеры объектов или расстояния между ними; главные же недостатки — невозможность определить объект при любой его деформации, а также временные затраты на обработку изображений. При топологическом подходе, в отличие от геометрического, не рассматриваются метрические свойства объектов (например, расстояние между двумя точками), а описываются свойства пространственных объектов, которые остаются неизменными при непрерывных деформациях.

За основу при анализе изображений предлагается взять метод персистентной гомологии, учитывающий топологические свойства совокупности точек. Персистентная гомология относится к методам топологического анализа данных.

Суть метода заключается в том, чтобы выявить такие структуры, которые будут устойчиво сохраняться при топологических деформациях и искажениях. Единственное, что не меняется при изменении масштаба и поворотах объекта — это его форма. Топология не учитывает координаты объектов, а рассматривает его структуру. Пока форма объекта неизменна, сохраняется и его топология. Для анализа топологических признаков и характеристик можно использовать числа Бетти — последовательность инвариантов топологического пространства. Каждому пространству соответствует некая последовательность чисел Бетти. На их основе для описания объектов будут построены баркоды (штрих-коды).

Предложенный метод позволяет обрабатывать изображения пространственных объектов с наименьшими потерями во времени и высокой точностью обнаружения.

**Материалы и методы решения задачи.** Существует любое растровое изображение  $I(x, y)$ , состоящее из набора пикселей, где  $x, y$  — координаты точки изображения, находящиеся в диапазонах  $x = \{1, \dots, Z\}$ ,  $y = \{1, \dots, M\}$ , а  $Z, M$  — размер изображения. Каждый пиксел изображения  $I(x, y)$  представлен как значение яркости  $L_i$  цветовой палитры RGB. В модели RGB каждый базовый цвет характеризуется яркостью, которая может принимать 256 значений — от 0 до 255.

Необходимо выполнить преобразование изображения  $I(x, y)$  к градации серого  $I(x, y) = \{0 \dots 255\}$ . Так как большинство снимков со спутника уже являются черно-белыми, то приведение всех изображений к градации серого упростит их обработку и позволит более точно производить их анализ.

Перевод изображения  $I(x, y)$  к градации серого осуществляется следующим образом:

$$I'(x, y) = R_g R_{x,y} + G_g G_{x,y} + B_g B_{x,y},$$

где  $I'(x, y)$  — пиксел изображения в градации серого;  $R_g = 0,299$ ,  $G_g = 0,587$ ,  $B_g = 0,114$  — константы для градации серого [21].

Для анализа и корректной работы алгоритма необходима нормализация изображения (изменение диапазона пиксельных значений интенсивности, например, приведение к средней яркости, контрастности и т.д.):

$$L(I'(x, y)) = \frac{\sum_x R_{x,y} + G_{x,y} + B_{x,y}}{ZM},$$

где  $L(I'(x, y))$  — средняя яркость изображения;  $R_{x,y}$ ,  $G_{x,y}$  и  $B_{x,y}$  — значения яркости пикселей изображения.

Для выделения точек объекта на изображении  $I'(x, y)$  необходимо отделить объекты от фона. Для классификации применяется метод Оцу [21], представляющий собой простой и эффективный метод сегментации изображений, при котором используется один или несколько пороговых уровней серого, изображение делится на несколько частей согласно принципу сегментации (пиксели похожего цвета в одном объекте).

Отделение объектов от фона с помощью метода Оцу происходит следующим образом.

1. На вход подается изображение в градации серого  $I'(x, y)$ .
2. Расчетным путем формируется гистограмма изображения  $G(I')$  [21].
3. Вычисляются начальные значения вероятности для двух классов (объектов и фона)  $\omega_1$  и  $\omega_2$ , а также среднее арифметическое классов  $\mu_1$  и  $\mu_2$ :

$$\omega_1(p) = \frac{\sum_{i=0}^{p-1} G(I'(x, y))}{\sum_{i=0}^{\max I'} G(I'(x, y))}; \quad \omega_2(p) = 1 - \omega_1(p); \quad \mu_1(p) = \frac{\sum_{i=0}^{p-1} G(I')(x, y)}{\sum_{i=0}^{\max I'} G(I')\omega_1}, \quad \mu_2(p) = \frac{\omega_1\mu_1}{\omega_2}.$$

4. Для каждого  $p \in \{1, \max I'\}$ , где  $p$  — уровень в градации серого, на горизонтальной оси гистограммы:

— обновляются вероятности и среднее арифметическое для двух классов (объектов и фона):  $\omega_1, \omega_2, \mu_1$  и  $\mu_2$ ;

— вычисляется дисперсия объектов и фона:  $\sigma_i^2 = \omega_1(p)\omega_2(p)[\mu_1(p) - \mu_2(p)]^2$ ;

— если дисперсия  $\sigma_i^2$  больше, чем имеющаяся по сравнению с гистограммой, то запоминаются  $\sigma_i^2$  и значение порога  $p$ .

5. Искомый порог  $P = \max \sigma_i^2$  соответствует максимуму  $\sigma_i^2$ .

Разделение пикселей изображения на объекты и фон рассчитывается следующим образом:

$$I'(x, y) = \begin{cases} I^O \\ I^\Phi \end{cases}, \text{ если } I'(x, y) \geq P, \text{ то точка принадлежит объекту, если } I'(x, y) < P, \text{ то}$$

точка принадлежит фону, где  $\Phi$  — фон,  $O$  — объект.

В результате из изображения  $I'(x, y)$  формируются два множества точек — фона и объектов:  $I'(x, y) = \{\Phi(x, y), O(x, y)\}$ .

Далее необходимо произвести разделение точек каждого из объектов.

1. Выбирается произвольная точка объекта.
2. Каждый пиксел объекта  $O(x, y)$  ставится в соответствие окрестности Мура. Окрестность Мура — это совокупность восьми точек в окрестности  $3 \times 3$ , где средняя точка является вершиной.

3. Осуществляется прохождение по всем точкам. Когда вокруг точек объекта будут только точки фона, все точки объекта формируют изображение объекта  $I^O(x, y)$ . Каждая точка равна одному пикселу.

4. В результате после полного прохождения всех точек объектов формируется множество изображений с выявляемыми объектами:

$$I_k^O(x, y) = \{I_0^O(x, y), I_1^O(x, y), \dots, I_K^O(x, y)\},$$

где  $K$  — количество полученных изображений,  $k$  — номер изображения.

После этого необходимо проанализировать все множества точек для их дальнейшего сопоставления. Анализ необходим для того, чтобы описать форму и структуру объекта.

Для реализации возможности проведения анализа групп точек нужно сформировать числовую структуру. Баркод  $B$  — это сформированное числовое описание внутренней топологии изображения объекта, которое позволяет сохранить его форму и структуру в виде чисел для выполнения дальнейшего анализа и обработки изображения.

Баркод для каждого изображения объекта  $I^O(x, y)$  строится следующим образом.

1. Производится сортировка по возрастанию интенсивности всех пикселей объекта, т.е. от минимального значения яркости к максимальному.

2. Далее вокруг каждого пикселя строится окрестность Мура, причем построение происходит постепенно, т.е. вначале окрестность строится попиксельно — от пикселей малой яркости к пикселям большой яркости, пока не будет достигнута максимальная яркость.

3. Когда в окрестности Мура рядом с центральным пикселем существует пиксел, яркость которого равна или меньше яркости центрального, то образуется топологическая особенность первого порядка  $e$ . Данные  $e$  запоминаются в списке и формируют набор топологических особенностей первого порядка. Значения  $e$  определяются как  $e[I^O(x, y)] = \{(d_i, l_i)\}$ , где  $\{(d_i, l_i)\} = \{a(x, y), b(x, y)\} \in [L_g(a) \sim L_g(b)]$ ,  $a, b$  — соседние точки, яркости  $L_g(a), L_g(b)$  которых равны или наиболее близки по величине с учетом установленного порога;  $d_i$  — яркость, при которой образована топологическая особенность;  $l_i$  — период существования топологической особенности. Под периодом  $l_i = N(L_g)$  понимается количество значений яркости, при котором существует топологическая особенность. В результате топологическая особенность первого порядка — это набор из двух соседних точек объекта, имеющих близкую по значению яркость. Числовые значения пикселей изображения и построение топологической особенности первого порядка, состоящей из точек 10 и 12, отображены на рис. 1.

110	180	118	90	101
120	50	10	12	90
130	40	20	30	80
190	60	37	35	20
110	120	140	121	150

Топологическая особенность I порядка

Рис. 1

4. При появлении каждой следующей топологической особенности первого порядка образуется множество, которое имеет следующий вид:  $\{e_0[I^O(x, y)], e_1[I^O(x, y)], \dots, e_n[I^O(x, y)]\}$ , где  $n$  — количество топологических особенностей первого порядка.

5. Каждое новое значение яркости изображения образует новую топологическую особенность первого порядка. В процессе обратного прохождение при появлении в окрестности Мура трех соседних точек (центральная точка и две соседние точки, близкие по яркости) происходит соединение их треугольником. Таким образом, под топологической особенностью второго порядка понимаются наборы из трех точек, имеющих близкую по значению яркость.

Значения функции на треугольнике определяются как

$$h[I^O(x, y)] = \{abc(x, y)\} \in [L_g(a, b, c)] \text{ и } h[I^O(x, y)] = \{(d_i, l_i)\},$$

где  $h$  — топологическая особенность второго порядка;  $abc(x, y) = a(x, y), b(x, y), c(x, y)$ ;  $L_g(a, b, c) = L_g(a) \sim L_g(b) \sim L_g(c)$ ,  $a, b, c$  — соседние точки, яркости  $L_g(a), L_g(b), L_g(c)$

которых равны или наиболее близки по величине. На рис. 2 отображены числовые значения пикселей изображения и построение топологической особенности второго порядка, состоящей из точек 10, 12 и 20.

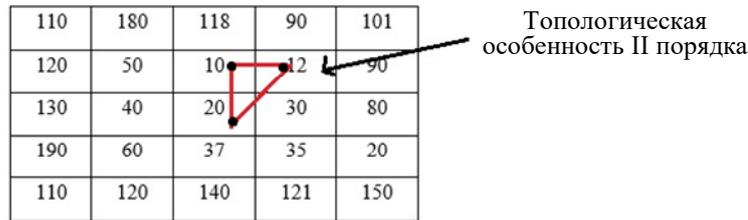


Рис. 2

6. При появлении каждой следующей топологической особенности второго порядка образуется множество, которое имеет следующий вид:  $\{h_0[I^O(x, y)], h_1[I^O(x, y)], \dots, h_{n'}[I^O(x, y)]\}$ , где  $n'$  — количество топологических особенностей второго порядка.

В результате формируется множество, состоящее из топологических особенностей первого и второго порядков, упорядоченных по возрастанию значений яркости:

$$e_i | h_i \in \min(L_g(I^O)) \rightarrow \max(L_g(I^O)),$$

где  $e_i = \{e_0[I^O(x, y)], \dots, e_n[I^O(x, y)]\}$  и  $h_i = \{h_0[I^O(x, y)], \dots, h_{n'}[I^O(x, y)]\}$ .

Данное множество изображено на рис. 3: топологическая особенность второго порядка, состоящая из точек 12, 20 и 30, и топологическая особенность первого порядка, состоящая из точек 12, 20, 30, 35.

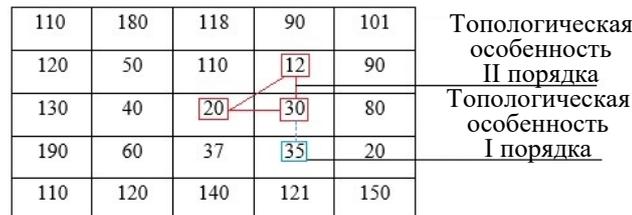


Рис. 3

7. При одинаковых значениях яркости приоритет получает та топологическая особенность первого порядка, координата которой находится на изображении выше и левее, например:  $e_n[I^{O'}(x-1, y-1)]$ .

8. При появлении рядом с центральной точкой двух топологических особенностей происходит процесс их объединения, т.е. одной топологической особенности присваиваются все точки другой. При объединении топологических особенностей первого или второго порядка приоритет поглощения (присвоения всех точек другой топологической особенности) получает та особенность, которая имеет больший период  $l_i > l_{i-1}$ , если значения  $l_i$  одинаковы, то приоритет получает особенность, которая появилась раньше:  $d_i < d_{i-1}$ .

9. Объединение топологических особенностей первого порядка происходит следующим образом: у особенности, которая поглощает другую —  $e_n[I^O(x, y)] = e_n[I^O(x, y)] + e_{n-1}[I^O(x, y)]$ , инкрементируется период  $l_i$ , особенность, которая поглощается, больше не растет, и ее  $l_i$  принимает окончательное значение:  $\{e_0(d_i, l_i), \dots, e_{n-1}(d_i, l_i), e_n(d_i, l_i + 1)\}$ .

10. В случае если при каждом следующем значении яркости не будет происходить объединение топологических особенностей первого порядка, период  $l_i$  будет инкрементирован:  $e_n[I^O(x, y)] = \{(d_i, l_i + 1)\}$ . Период топологической особенности первого

порядка имеет окончательные границы в случае, если она была поглощена либо поглотила все топологические особенности первого порядка. Под поглощением понимается присоединение одной топологической особенности к другой (происходит присоединение пикселей).

При появлении двух смежных топологических особенностей второго порядка (содержащих по два одинаковых пиксела) эти особенности объединяются:  $h_{n'}[I^O(x, y)] = h_{n'}[I^O(x, y)] + h_{n'-1}[I^O(x, y)]$ . Период  $l_i$  особенности, которая поглощает другую, инкрементируется, особенность, которая поглощается, больше не растет, и ее  $l_i$  принимает окончательное значение:  $\{h_0(d_i, l_i), \dots, h_{n'-1}(d_i, l_i), h_{n'}(d_i, l_i + 1)\}$ .

Таким образом формируются наборы топологических особенностей первого  $e_n$  и второго  $h_{n'}$  порядков.

11. В случае если при каждом следующем значении яркости не будет происходить объединения топологических особенностей второго порядка, период  $l_i$  будет инкрементирован:  $h_{n'}[I^O(x, y)] = \{(d_i, l_i + 1)\}$ . Период топологической особенности второго порядка имеет окончательные границы в случае, если она была поглощена либо поглотила все топологические особенности второго порядка. На рис. 4 отображены числовые значения пикселей изображения и объединение топологических особенностей второго порядка: первая, состоящая из точек 10, 12 и 20, и вторая, состоящая из точек 12, 20 и 30.

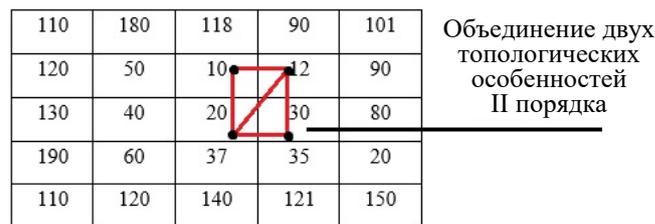


Рис. 4

После полного прохождения строится баркод, который состоит из двух полученных выше множеств топологических особенностей первого и второго порядков:

$$B(I(x, y)) = \begin{bmatrix} B^e(I(x, y)) \\ B^h(I(x, y)) \end{bmatrix};$$

$$B^e(I(x, y)) = \{e_0(I^O(x, y)), \dots, e_n(I^O(x, y))\}, B^h(I(x, y)) = \{h_0(I^O(x, y)), \dots, h_{n'}(I^O(x, y))\},$$

где  $B^e(I(x, y))$  и  $B^h(I(x, y))$  — баркоды, состоящие из множества топологических особенностей первого и второго порядков соответственно.

Таким образом, в результате обработки всех объектов исходного изображения  $I(x, y)$  получено множество баркодов

$$B(I(x, y)) = \{B^e(I(x, y)) | B^h(I(x, y))\}.$$

Для анализа изображений объектов разных масштабов и полученных в разное время, вычислим трехмерные баркоды изображений. Трехмерный баркод позволяет анализировать объекты разных масштабов с учетом эволюции объекта во времени.

Если производится анализ изображений, на которых отображен один объект, то множество данных изображений можно представить в виде массива

$$M(I^t(x, y)) = \begin{bmatrix} I_{1,1}^t(x, y) \\ I_{2,1}^t(x, y) \\ \dots \\ I_{n,1}^t(x, y) \end{bmatrix}.$$

Если производится анализ изображений, на которых отображены несколько объектов, то множества изображений, полученных в разное время или в разных масштабах, можно представить в виде матрицы

$$A(I^t(x, y)) = \begin{bmatrix} I_{1,1}^t(x, y) & I_{1,2}^t(x, y) & \dots & I_{1,k}^t(x, y) \\ I_{2,1}^t(x, y) & I_{2,2}^t(x, y) & \dots & I_{2,k}^t(x, y) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{m,1}^t(x, y) & I_{m,2}^t(x, y) & \dots & I_{m,k}^t(x, y) \end{bmatrix},$$

где  $m, k$  — количество баркодов за разные промежутки времени.

**Результаты и обсуждение.** Например, рассмотрим три изображения водоема, полученные в разное время — в 2014, 2016 и 2018 гг.: рис. 5, а, б, в соответственно, здесь (а также на рис. 7) по оси ординат — номер топологической особенности второго порядка ( $X$ ), по оси абсцисс — яркость ( $I$ , в значениях палитры RGB).

Построив баркоды данных изображений и отразив их на графиках (рис. 5, з, д, е), можно сделать вывод, что это один и тот же объект, так как формы графиков практически совпадают и каждое изображение объекта имеет одинаковые топологические особенности второго порядка при равном периоде:  $\max l_i^{B1} = \max l_i^{B2} = \max l_i^{B3}$ .

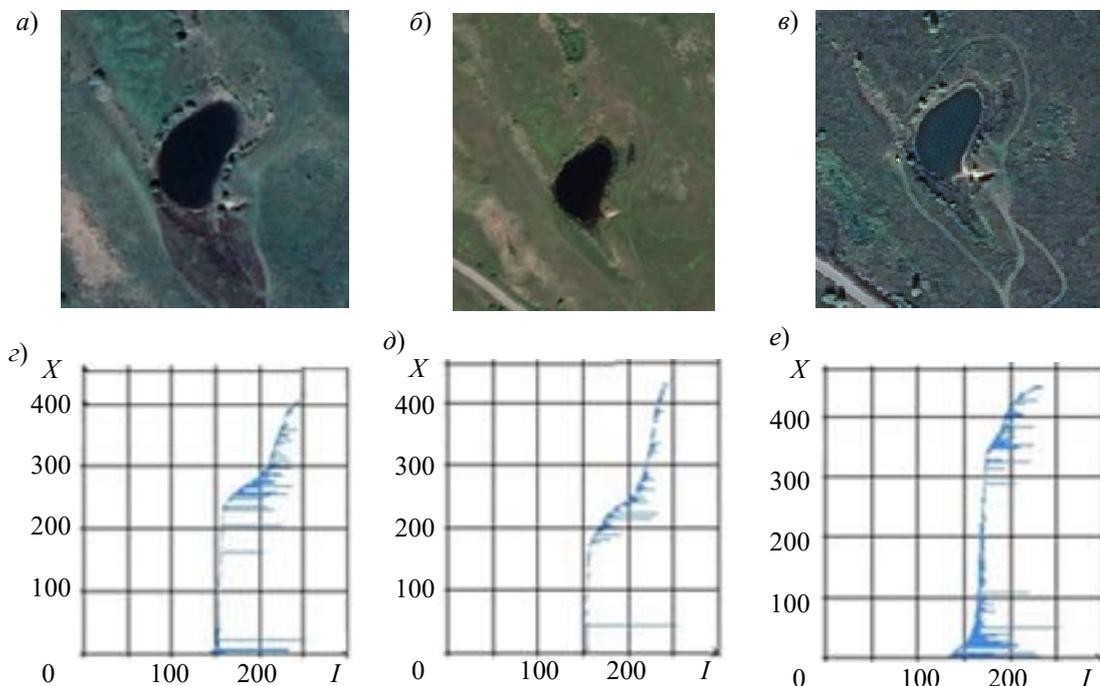


Рис. 5

График, приведенный на рис. 6, показывает, что трехмерные баркоды данных изображений во времени не изменились, откуда следует, что это баркоды одного и того же объекта, топология которого осталась прежней (на рис. 6 и 8 по оси  $Y$  — период  $l_i$ , в значениях яркости палитры RGB).

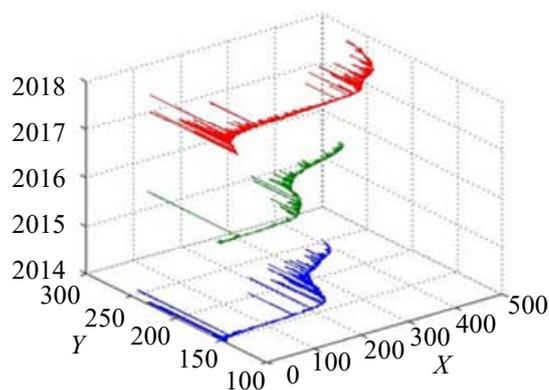


Рис. 6

На рис. 7 приведены изображения одного и того же озера, полученные в 2000 и 2016 гг. (а, б), а также другого водоема (в) и здания (г).

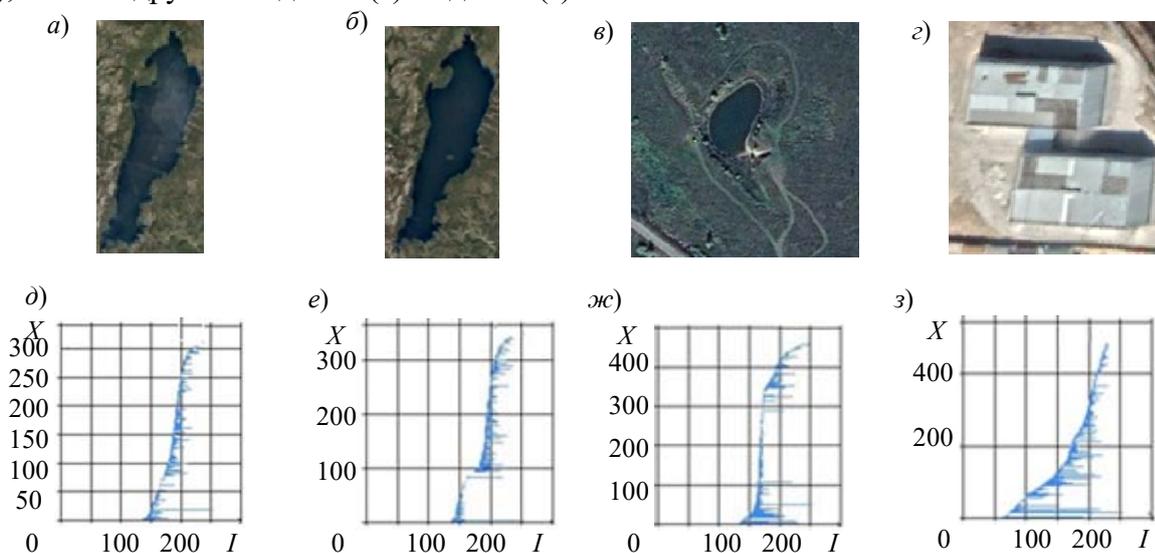


Рис. 7

График трехмерного баркода этих объектов отображен на рис. 8.

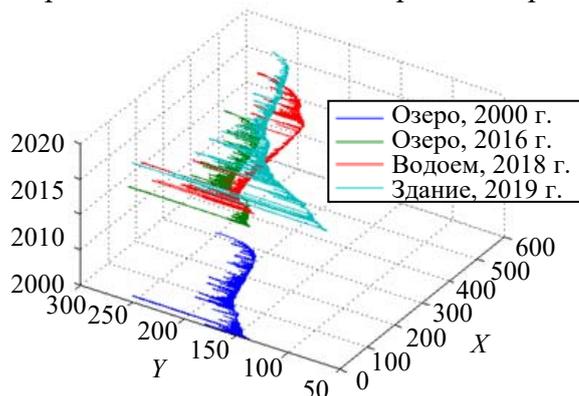


Рис. 8

Построив баркоды данных изображений и отразив их на графиках (рис. 7, д—з и рис. 8), можно сделать вывод, что структуры графиков озер практически совпадают, так же как и совпадают их топологические особенности второго порядка, имеющие максимальный период. График водоема близок к форме графиков озер, но не имеет с ними одинаковой топологической особенности второго порядка. График здания кардинально отличается как формой, так и топологическими особенностями.

**Закключение.** Разработана математическая модель описания пространственных структур на основе трехмерных баркодов, что позволяет производить анализ и обработку пространственных объектов на растровых снимках с использованием топологии объектов. Тем самым не используются координаты объекта, а учитывается его форма за счет топологических характеристик.

На основе разработанного алгоритма и программного продукта были проведены эксперименты с использованием снимков местности.

Алгоритм сопоставления трехмерных баркодов позволяет избежать ручной обработки снимков, что сокращает время поиска и сопоставления объектов с нескольких часов до нескольких минут. Исследования показали, что пространственные объекты на снимках распознаются с точностью 93 %, а результаты сопоставления изображений с использованием трехмерных баркодов показали, что топология объектов не изменяется во времени и при разных масштабах.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-37-90080.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Arroyo Ogori K., Ledoux H., Stoter J. E.* A dimension independent extrusion algorithm using generalised maps // Intern. Journal of Geographical Information Science. 2015. Vol. 29, N 7. P. 1166—1186.
2. *Stoter J. E., van Oosterom P. J. M.* 5D data modelling: Full integration of 2D/3D space, time and scale Dimensions // Technical Univ. of Delft. 2014. P. 2—16.
3. *Stoter J. E., van Oosterom P. J. M., Quak C. W., Visser T., Bakker N.* A semantic rich multi-scale information model topography // Intern. Journal of Geographical Information Science. 2010. Vol. 25, N 5. P. 739—763.
4. *Meijers M., van Oosterom P. J. M., Quak C. W.* A storage and transfer efficient data structure for variable // Advances in GIScience. 2009. P. 345—367.
5. *Vermeij M., van Oosterom P., Quak W., Tijssen T.* Storing and using scale-less topological data efficiently in a client-server DBMS environment // 7th Intern. Conf. on GeoComputation. Southampton. 2003.
6. *Croom F.H.* Principles of Topology. Cengage Learning, Asia. 2002. P. 302.
7. *Zhilin Li, Qi Zhou.* Integration of linear and areal hierarchies for continuous multi-scale representation of road networks // Intern. Journal of Geographical Information Science. 2012. Vol. 26. P. 855—880.
8. *Boissonnat J.-D., Karthik C. S., Tavenas S.* Building efficient and compact data structures for simplicial complexes // Proc. of SoCG (extended abstract). 2015.
9. *Attali D., Lieutier A., Salinas D.* Efficient data structure for representing and simplifying simplicial complexes in high dimensions // Intern. Journal of Computational Geometry and Applications. 2012. Vol. 22, N 4. P. 279—303.
10. *Badr A., Geffert V., Shipman I.* Hyper-minimizing minimized deterministic finite state automata // RAIRO Theoretical Informatics and Applications. 2009. Vol. 43, N 1. P. 69—94.
11. *Boissonnat J.-D., Karthik C. S., Tavenas S.* Building efficient and compact data structures for simplicial complexes // Symp. on Computational Geometry. 2015. P. 642—656.
12. *Boissonnat J.-D., Maria C.* The simplex tree: an efficient data structure for general simplicial complexes // Algorithmica. 2014. Vol. 70, N 3. P. 406—427.
13. *Boissonnat J.-D., Mazaure D.* On the complexity of the representation of simplicial complexes by trees // Theoretical Computer Science. 2016. Vol. 617. P. 28—44.
14. *Goodchild M. F., Haining R. P.* GIS and spatial data analysis: Converging perspectives // Fifty Years of Regional Science. Springer, 2004. P. 363—385.
15. *Черемисина Е. Н., Спивак И. Л., Спивак Л. Ф., Соколов А. С.* ГИС-технологии сравнения карт и управление развитием территории // Геоинформатика. 2014. № 4. С. 29—37.

16. Черемисина Е. Н., Спивак Л. Ф., Спивак И. Л. Информационно-аналитическое обеспечение ситуационного центра управления территорией // Геоинформатика. 2013. № 3. С. 1—7.
17. Luc Anselin, Sheri Hudak. Spatial data analysis with GIS: An introduction to application in the social sciences // Techn. Report. Unif. of California, 1992. P. 92.
18. Gatrell A. C., Bailey T. C., Diggle P. J., Rowlingson B. S. Spatial point pattern analysis and its application in geographical epidemiology // Trans. Institute of British Geographers. 1996. Vol. 21. P. 256—74.
19. Wong D., Lee J. Statistical Analysis of Geographic Information with ArcView GIS and ArcGIS. Wiley, 2005. P. 464.
20. Wiley J., Haining R. Spatial Data Analysis. Cambridge Univ. Press, 2003. P. 430.
21. Вудс Р. Е. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2018. С. 1104.

#### Сведения об авторах

- Дмитрий Евгеньевич Андрианов** — д-р техн. наук, доцент; Муромский институт (филиал) ВлГУ; кафедра информационных систем; заведующий кафедрой;  
E-mail: andrianovde@inbox.ru
- Сергей Владимирович Еремеев** — канд. техн. наук, доцент; Муромский институт (филиал) ВлГУ; кафедра информационных систем; преподаватель;  
E-mail: sv-eremeev@yandex.ru
- Юрий Анатольевич Ковалев** — аспирант; Муромский институт (филиал) ВлГУ; кафедра информационных систем; E-mail: yurko02@mail.ru
- Дмитрий Витальевич Титов** — д-р техн. наук, профессор; Юго-Западный государственный университет; кафедра вычислительной техники; преподаватель

Поступила в редакцию  
22.07. 2020 г.

**Ссылка для цитирования:** Андрианов Д. Е., Еремеев С. В., Ковалев Ю. А., Титов Д. В. Методы обработки пространственных структур на спутниковых изображениях // Изв. вузов. Приборостроение. 2021. Т. 64, № 1. С. 21—31.

## METHODS FOR PROCESSING SPATIAL STRUCTURES IN SATELLITE IMAGES

D. E. Andrianov<sup>1</sup>, S. V. Ereemeev<sup>1</sup>, Yu. A. Kovalev<sup>1</sup>, D. V. Titov<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Murom Institute of Vladimir State University, 602264, Murom, Russia  
E-mail: yurko02@mail.ru

<sup>2</sup>South-West State University, 305040, Kursk, Russia

An algorithm for processing spatial objects with the same topological structure on satellite images is considered. The essence of the method is the identification of structures that are stable under topological deformations and distortions. The only thing that does not change when zooming and rotating the object is its shape. The topology does not account for an object coordinates but considers its structure. Experiments with images of several areas carried out using developed algorithm and software product showed that spatial features in the images are recognized with an accuracy of 93 %. According to images comparison performed with the use of three-dimensional barcodes, the topology of objects and their barcodes do not change over time and at different scales. The algorithm for matching three-dimensional barcodes avoids manual processing of images, which reduces the time for searching and matching objects from several hours to several minutes.

**Keywords:** persistent homology, topology, three-dimensional barcode, spatial structures

### REFERENCES

1. Arroyo Ohori K., Ledoux H. and Stoter J.E. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015, no. 7(29), pp. 1166–1186.
2. Stoter J.E., van Oosterom P.J.M. *Technical University of Delft*, 2014, pp. 2–16.
3. Stoter J.E., van Oosterom P.J.M., Quak C.W., Visser T., Bakker N. *International Journal of Geographical Information Science, IJGIS*, 2010, no. 5(25), pp. 739–763.
4. Meijers M., van Oosterom P.J.M., Quak C.W. *Advances in GIScience*, 2009, pp. 345–367.
5. Vermeij M., van Oosterom P., Quak W., Tijssen T. *7th International Conference on GeoComputation. Southampton*, 2003, <http://resolver.tudelft.nl/uuid:4186ccb1-516a-422f-9fd8-99b758c98bc1>.

6. Croom F.H. *Cengage Learning*, 2002, 302 p.
7. Zhilin Li, Qi Zhou. *J. of Geographical Information Science*, 2012, vol. 26, pp. 855–880.
8. Boissonnat J.-D., Karthik C. S., Tavenas S. *An extended abstract appeared in the proceedings of SoCG*, 2015.
9. Attali D., Lieutier A., Salinas D. *International Journal of Computational Geometry and Applications*, 2012, no. 4(22), pp. 279–303.
10. Badr A., Geffert V., Shipman I. *RAIRO Theoretical Informatics and Applications*, 2009, no. 1(43), pp. 69–94.
11. Boissonnat J.-D., Karthik C. S., Tavenas S. *Symposium on Computational Geometry*. 2015, pp. 642–656.
12. Boissonnat J.-D., Maria C. *Algorithmica*, 2014, no. 3(70), pp. 406–427.
13. Boissonnat J.-D., Mazauric D. *Theoretical Computer Science*, 2016, vol. 617, pp. 28–44.
14. Goodchild M.F., Haining R.P. *Fifty Years of Regional Science*, 2004, pp. 363–385.
15. Cheremisina E.N., Spivak I.L., Spivak L.F., Sokolov A.S. *Geoinformatika*, 2014, no. 4, pp. 29–37. (in Russ.)
16. Cheremisina E.N., Spivak I.L., Spivak L.F. *Geoinformatika*, 2013, no. 3, pp. 1–7. (in Russ.)
17. Anselin L., Hudak S. *Spatial data analysis with GIS in An introduction to application in the social sciences*, 1992, pp. 92.
18. Gatrell A.C., Bailey T.C., Diggle P.J., Rowlingson B.S. *Transactions*, Institute of British Geographers, 1996, vol. 21, pp. 256–274.
19. Wong D., Lee J. *Statistical Analysis with ArcView GIS and ArcGIS*, 2005, 464 p.
20. Wiley J., Haining R. *Spatial Data Analysis*, 2003, 430 p.
21. Gonzalez R.C., Woods R.E. *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2008, 954 p.

#### Data on authors

- Dmitry E. Andrianov** — Dr. Sci., Associate Professor; Murom Institute of Vladimir State University, Department of Information Systems; Head of the Department; E-mail: andrianovde@inbox.ru
- Sergey V. Ereemeev** — PhD, Associate Professor; Murom Institute of Vladimir State University, Department of Information Systems; Lecturer; E-mail: sv-eremeev@yandex.ru
- Yuriy A. Kovalev** — Post-Graduate Student; Murom Institute of Vladimir State University, Department of Information Systems; E-mail: yurko02@mail.ru
- Dmitry V. Titov** — Dr. Sci., Professor; South-West State University, Department of Computer Engineering; Lecturer

**For citation:** Andrianov D. E., Ereemeev S. V., Kovalev Yu. A., Titov D. V. Methods for processing spatial structures in satellite images. *Journal of Instrument Engineering*. 2021. Vol. 64, N 1. P. 21–31 (in Russian).

DOI: 10.17586/0021-3454-2021-64-1-21-31