

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК [004.932.72'1 + 004.932.2]

АЛГОРИТМ СЕМАНТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ОБЪЕКТОВ И СЦЕН С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТОПОЛОГИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ И КЛАССИФИКАТОРА RANDOM FOREST НА МНОГОМАСШТАБНЫХ КАРТАХ¹

Статья поступила в редакцию 27.12.2018, в окончательном варианте – 12.02.2019.

Андрианов Дмитрий Евгеньевич, Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых», 602264, Российская Федерация, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, 23,
доктор технических наук, заведующий кафедрой, https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=125523, e-mail: andrianovde@inbox.ru

Еремеев Сергей Владимирович, Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых», 602264, Российская Федерация, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, 23,
кандидат технических наук, доцент, https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=618264, e-mail: sv-eremeev@yandex.ru

Купцов Кирилл Васильевич, Владимирский государственный университет имени А.Г. и Н.Г. Столетовых, 600000, Российская Федерация, г. Владимир, ул. Горького, д. 87,
аспирант, ORCID <https://orcid.org/0000-0001-6254-2006>, https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=940875, e-mail: kirill-kuptsov@rambler.ru

В статье рассматривается проблема классификации пространственно-распределенных объектов и групп объектов на многомасштабных растровых картах. В основе решения рассматриваемых задач лежит теория, основанная на методах персистентной гомологии и компьютерной топологии. Рассмотрены существующие методы классификации пространственных объектов. Приводится математическое описание алгоритма классификации на основе топологических признаков, симплициальных комплексов, баркодов и дельтакодов. Разработаны новые операции над баркодами и дельтакодами. Представлен алгоритм классификации пространственно-распределенных объектов, который позволяет определить общую структуру пространственных объектов на многомасштабных картах без потерь ключевой пространственной информации. Представлены результаты исследования работы алгоритма для многомасштабных карт.

Ключевые слова: классификация групп объектов, классификация пространственных объектов, обработка изображений, персистентная гомология, пространственная сцена, топологический анализ данных, топология

ALGORITHM OF SEMANTIC CLASSIFICATION OF SPATIAL OBJECTS AND SCENES WITH USE OF TOPOLOGICAL FEATURES AND THE RANDOM FOREST QUALIFIER ON MULTISCALE MAPS

The article was received by editorial board on 27.12.2018, in the final version – 12.02.2019.

Andrianov Dmitriy E., Murom Institute (branch) Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletovs", 23 Orlovskaya St., Murom, Vladimir region, 602264, Russian Federation,

Doct. Sci. (Engineering), Head of the Department, https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=125523, e-mail: andrianovde@inbox.ru

Eremeev Sergey V., Murom Institute (branch) Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletovs", 23 Orlovskaya St., Murom, Vladimir region, 602264, Russian Federation,

Cand. Sci. (Engineering), Associate Professor, https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=618264, e-mail: sv-eremeev@yandex.ru

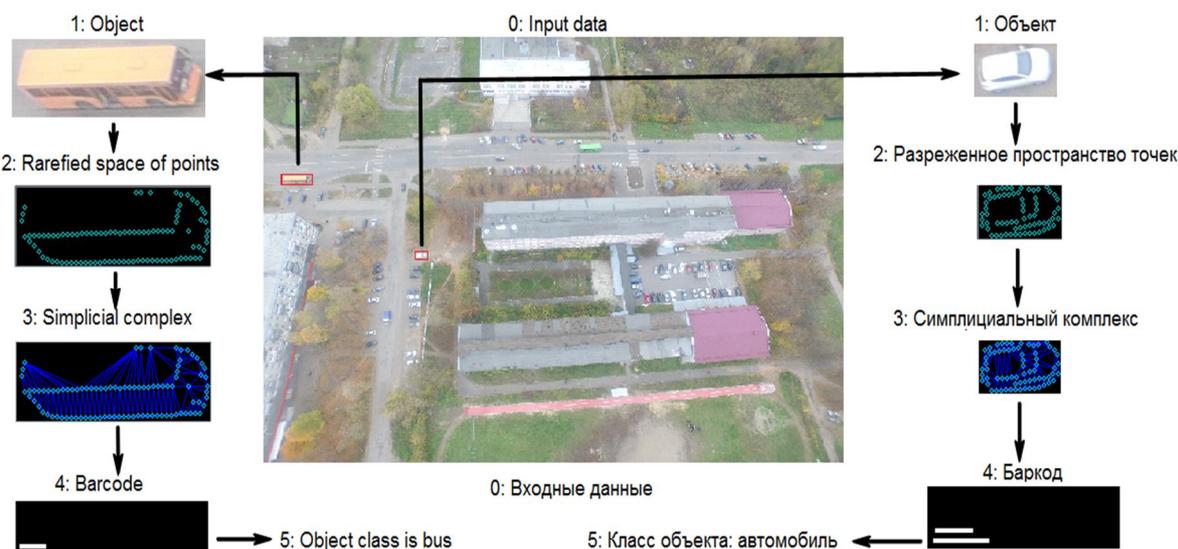
¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и администрации Владимирской области в рамках научного проекта № 17-47-330387.

Kuptsov Kirill V., Vladimir State University named after Alexander and Nikolay Stoletovs, 87 Gorky St., Vladimir, 600000, Russian Federation, post-graduate student, ORCID <https://orcid.org/0000-0001-6254-2006>, https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=940875, e-mail: kirill-kuptsov@rambler.ru

The problem of classification of spatial distributed objects and groups of objects on multiscale raster maps is considered in article. The theory based on methods of a persistent homology and computer topology is the cornerstone of the solution of the considered tasks. The existing methods of classification of spatial objects are considered. The mathematical description of an algorithm of classification on the basis of topological features, simplicial complexes, barcodes and delta codes is provided. New operations over barcodes and delta codes are developed. The algorithm of classification of the spatial distributed objects is presented. It allows to define the general structure of spatial objects on multiscale maps without loss of key spatial information. Results of a research of work of an algorithm for multiscale cards are presented.

Key words: classification of groups of objects, classification of spatial objects, image processing, persistent homology, spatial scene, topological analysis of data, topology

Graphical annotation (Графическая аннотация)



Введение. Автоматизация информационных процессов является сложной и наукоемкой задачей. Решение задач автоматизации государственного и муниципального управления, а также перехода на электронный документооборот стало возможным благодаря внедрению автоматизированных информационных систем (ИС). Основу системного управления федерального, регионального и муниципального уровней составляют пространственно-распределенные данные. Для работы с геоинформационными системами (ГИС) необходимо производить обработку и анализ большого объема пространственной информации. Процесс обработки включает в себя стадии предварительной обработки изображений и классификации объектов карты.

Классификация пространственных объектов является одной из ключевых задач в области геоинформатики. Автоматизация этого процесса – важный аспект задачи классификации. Успешное решение указанной задачи позволит ускорить процесс обработки и анализа карт. По сравнению с ручным трудом, автоматизированная классификация объектов карты позволит сэкономить огромное количество времени специалиста, которое он сможет посвятить решению других задач. Вопросом классификации пространственных объектов занимаются ведущие ученые России и мира [7, 11]. Однако во многих решениях точность классификации объектов заданного пространственного класса не соответствует современным требованиям. К таким объектам можно, в частности, отнести экземпляры следующих пространственных классов: «здания» [4, 11, 13], «транспортные средства» [1], «дороги» [9], «реки» [13], «сельскохозяйственные культуры» [8] и др. Серьезной проблемой является возможность ошибочной классификации объектов. Исключить ее можно только путем повышения точности работы алгоритмов. При этом комплексный анализ топологических признаков пространственных объектов позволит расширить объем обрабатываемой информации и точность классификации. Отдельное внимание следует уделить вопросу классификации объектов при масштабировании карт: поиск одного и того же объекта на картах разных масштабов [10] является трудной задачей.

Сегодня актуальны решения задач идентификации объектов карты с помощью топологического анализа информации. В настоящее время получил развитие подход на основе алгебраической топологии.

Идентификация пространственных объектов реализуется на основе вычисления и анализа топологических признаков и топологических отношений между объектами. Построение иерархической структуры топологических отношений между объектами карты позволяет провести комплексный анализ данных о взаимоотношениях между ними. Это является важным этапом улучшения точности идентификации. Целью исследования является решение задачи идентификации и классификации пространственных объектов типа «легковые автомобили» класса «транспортные средства» на разномасштабных картах.

Анализ существующих алгоритмов и методов. Некоторые методы классификации и распознавания объектов подразумевают использование нескольких устройств для получения пространственной информации об объектах [5, 6]. В [5] предложен метод эволюционного согласования в задачах нейросетевого распознавания объектов группой бортовых вычислительных устройств. Рассматривается проблема принятия решений с уменьшением вероятности ошибки при распознавании объектов. Метод выделяет для работы характерные точки объекта. Достоинством метода является его инвариантность относительно трансляций, поворотов и изменения масштаба объектов, подлежащих распознаванию. В случае работы группы устройств удается минимизировать вероятность ошибочного распознавания объектов. Применение нейросетей для оценки результатов работы алгоритма другими нейросетями повышает вероятность правильного распознавания в простых случаях.

В [5] отмечено, что использование одиночных нейронных сетей не дает гарантии правильного распознавания, а в сложных случаях вероятность ошибочного решения может составлять величину, близкую к 0,5, т.е. к 50 %. Тестовая выборка составляла 100 изображений в разных ракурсах и при разном освещении, однако при этом использовалось всего четыре объекта. Исследование работы алгоритма с большими картами, содержащими множество объектов в [5] не приведено. Следовательно, неясна возможность применения алгоритма на реальных картах и перспективы его усовершенствования.

Кроме классификации объектов следует рассмотреть вопрос классификации групп пространственных объектов (пространственных сцен). Например, в [3] предлагаются алгоритмы обнаружения и распознавания группы объектов для применения в системах наведения и навигации летательных аппаратов. В алгоритме используется метод опорных векторов. Одной из особенностей алгоритма является уменьшение вероятности пропуска объектов на разных этапах работы. С этой целью производится распознавание изображений группы объектов, которые обладают контрастом относительно изображения фона. На основе применения этого алгоритма может быть обнаружена группа объектов, не различающихся друг от друга по индивидуальным признакам.

Также предлагаются решения и коммерческими организациями. Например, компания Azavea предложила фреймворк Raster Vision для использования машинного обучения в обработке наборов разномасштабных изображений [12]. Технология разработана для экспериментов с аэро- и спутниковыми снимками. Структура фреймворка дает возможность получить результат на любой стадии обработки. К недостаткам фреймворка относится отсутствие следующих функций: поддержки векторной графики, мгновенной сегментации, регрессии фрагментов.

Математическое описание. В основе используемого далее метода заложено представление структуры пространственных объектов и групп объектов через симплициальные комплексы.

Определение 1. Симплициальный комплекс K представляет собой объединение всех симплексов на радиусе r при условии, что: граница каждого симплекса принадлежит K и для двух любых симплексов справедливо: $\sigma_1 \cap \sigma_2 = \emptyset$ или $\sigma_1 \cap \sigma_2$ имеют общую грань, т.е.

$$K = \bigcup_{i=1}^n \sigma_i \leftarrow (\sigma_1 \cap \sigma_2 = \emptyset) \vee (\sigma_1 \cap \sigma_2 = a), \quad (1)$$

где симплексом σ называют объект с заполненной внутренней частью, состоящий из набора примитивов: точек или объединения точек; n – количество симплексов симплициального комплекса K ; a – грань, такая, что $a \in \sigma_1 \wedge a \in \sigma_2$.

На рисунке 1а рассмотрен пример векторного пространственного объекта с ключевыми точками $p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8$, которые образуют исходное множество симплексов

$$\sigma_1 = \{(p_1, p_2), (p_2, p_3), (p_3, p_4), (p_4, p_5), (p_5, p_6), (p_6, p_7), (p_7, p_8), (p_1, p_8)\}.$$

На рисунке 1б представлен пример образованного из рисунка 1а симплициального комплекса. На нем все ключевые точки связаны друг с другом.

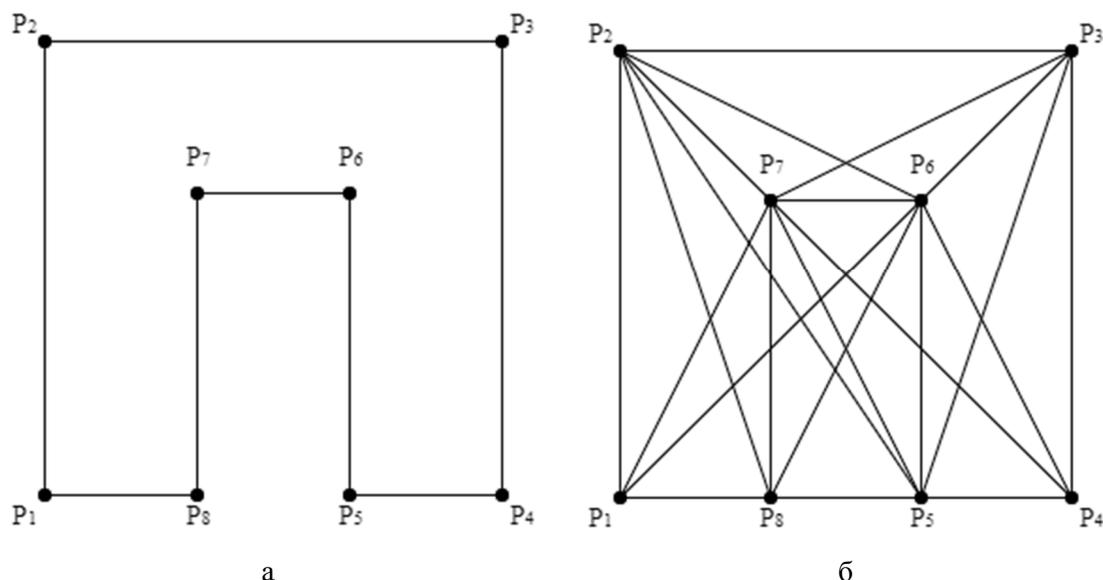


Рисунок 1 – Пример (а) исходного векторного объекта и (б) симплициального комплекса

С помощью симплициальных комплексов можно выделить некоторые топологические особенности, которые записываются в баркод.

Определение 2. Топологической особенностью F называют такую характеристику объекта, которая инвариантна к аффинным и топологическим преобразованиям, таким как деформация, искажение и т.д.

Для точечных, линейных и полигональных объектов можно выделить такие топологические характеристики, как число компонент связности и число дыр.

Определение 3. Количество симплициальных комплексов при формировании общей структуры может быть различно (при разных значениях r), но при аффинных или топологических преобразованиях их число будет постоянным (или незначительно варьироваться) на каждом шаге формирования структуры. Симплициальные комплексы в данном случае называют компонентами связности. Их число на каждом шаге является топологической особенностью F_l объекта.

При формировании общей структуры ещё одной топологической характеристикой является число дыр.

Определение 4. Число дыр F_2 является топологической особенностью, которая образуется объединением компонент связности на основе принципов формирования симплициального комплекса.

Определение 5. Баркод B для компонент (дыр) представляет собой штрих-код, каждый штрих b_i которого показывает время существования компоненты (дыры) с момента появления на радиусе r_i до момента исчезновения $r_i + l$ на радиусе r_j ($j > i$). При этом справедливо, что $l = r_j - r_i$.

Для определения степени схожести двух объектов (или идентичности одного и того же объекта для многомасштабных карт) вводится дельтакод.

Определение 6. Дельтакод Δ представляет собой разность между баркодами объектов и позволяет определить разницу между объектами на карте. Чем меньше Δ , тем более схожи объекты между собой. Если $\Delta = 0$, то объекты идентичны друг другу или это один и тот же объект.

$$\Delta = B_1 - B_2, \tag{2}$$

где B_1, B_2 – баркоды объекта; Δ – дельтакод.

Над баркодами можно выполнять некоторые математические операции. Например, умножение на число.

$$B_1 = k \times B_2 \Leftarrow k > 0, \tag{3}$$

где B_1, B_2 – баркоды объекта; k – коэффициент масштаба.

Операция умножения позволит идентифицировать объект на разных масштабах.

Из пересечения баркодов можно выделить определенную общую структуру баркода какого-либо пространственного класса.

$$B_1 \cap B_2 = B_c, \tag{4}$$

где B_1, B_2 – баркоды объектов; B_c – баркод, идентифицирующий общую часть баркодов B_1, B_2 .

Для пространственной сцены также можно вычислить баркод. Кроме баркодов объектов он будет содержать в себе топологические отношения между ними. Иными словами, всю информацию о

пространственной сцене можно хранить в единой структуре и, извлекая часть информации, получать данные пространственной сцены через баркод.

Пусть B_l – это баркод пространственной сцены и он состоит из множества штрихов $B_l = \{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5, b_6\}$. Сама пространственная сцена содержит в себе три объекта O_1, O_2, O_3 . Тогда баркоды для этих объектов уже содержатся внутри баркода пространственной сцены, т.е., например:

$$B_{O_1} = \{b_1, b_2\}, B_{O_2} = \{b_3, b_4, b_5\}, B_{O_3} = \{b_6\}.$$

Алгоритм классификации пространственных объектов. Рассматриваемый далее алгоритм основан на персистентной гомологии [2]. Использование топологических признаков – это новая сфера теоретических исследований для задач обработки и анализа пространственных данных. Данные, получаемые с устройств наблюдения, размещенных на летательных аппаратах, проходят стадии обработки и анализа. Идентифицированные объекты и группы объектов подлежат распределению согласно некоторой классификации.

Баркод используется как классификатор класса пространственного объекта [2].

Содержание алгоритма классификации представлено на рисунке 2.

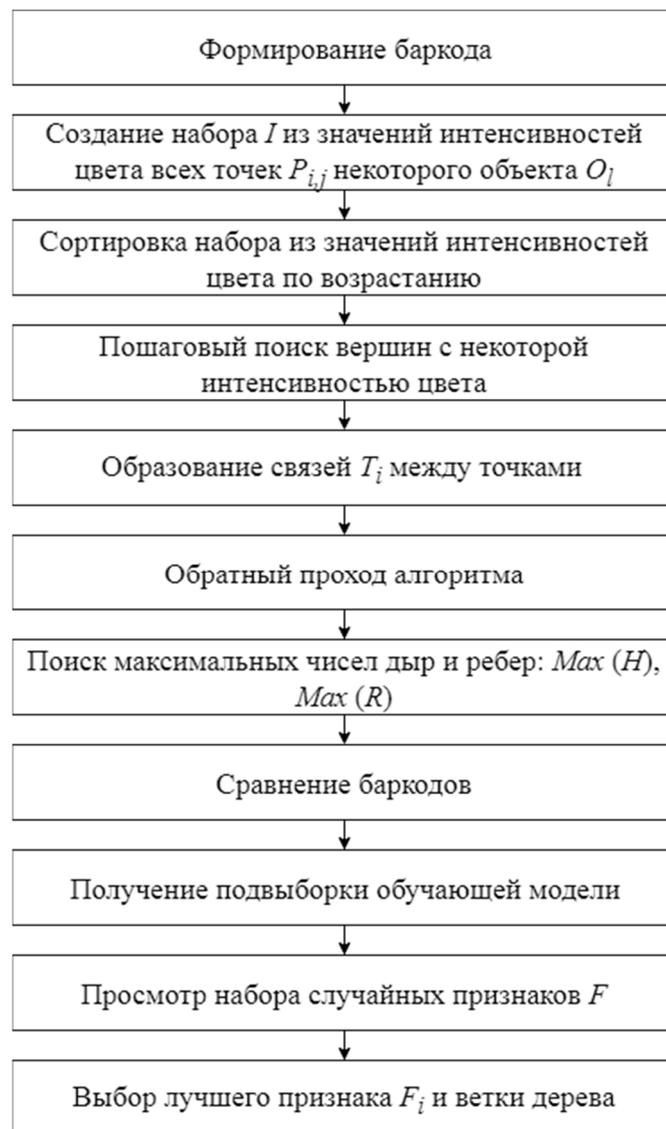


Рисунок 2 – Алгоритм классификации пространственных объектов

Баркод формируется с помощью определения топологических характеристик объекта классификации.

Образование связей T_i между точками означает появление ребер R и треугольников (дыр) H .

За обратный проход алгоритма производится подсчет количества дыр C_H и времени их жизни $[t_1; t_2]$, где t_1 – время появления дыры; t_2 – время исчезновения. Информация об этом отображается в каждом штрихе b_i баркода B .

Сравнивая два баркода объектов (групп объектов), определяем принадлежность объекта (группы объектов) к одному из пространственных классов. Сравнение представляет собой проверку вхождения топологических признаков $Max(H)$, $Max(R)$ в диапазон, который характеризует объекты класса K_i . На основе значений топологических признаков к исходной пространственной сцене применяется модель Random Forest [13].

На стадии получения подвыборки производится взятие выборки из обучающего ряда. На ее базе происходит построение дерева.

Просмотр набора случайных признаков необходим для реализации расщепления каждой из веток дерева. Деревья строятся до момента исчезновения элементов из выборки.

Результатом выполнения алгоритма является степень схожести объекта (группы объектов) по отношению к эталону некоторого класса пространственных объектов.

Результаты работы алгоритма классификации. Результаты работы алгоритма на одиночных объектах представлены в [2]. На рисунке 3 приведены изображения группы объектов из двух автомобилей при различных масштабах и ракурсах съемки.

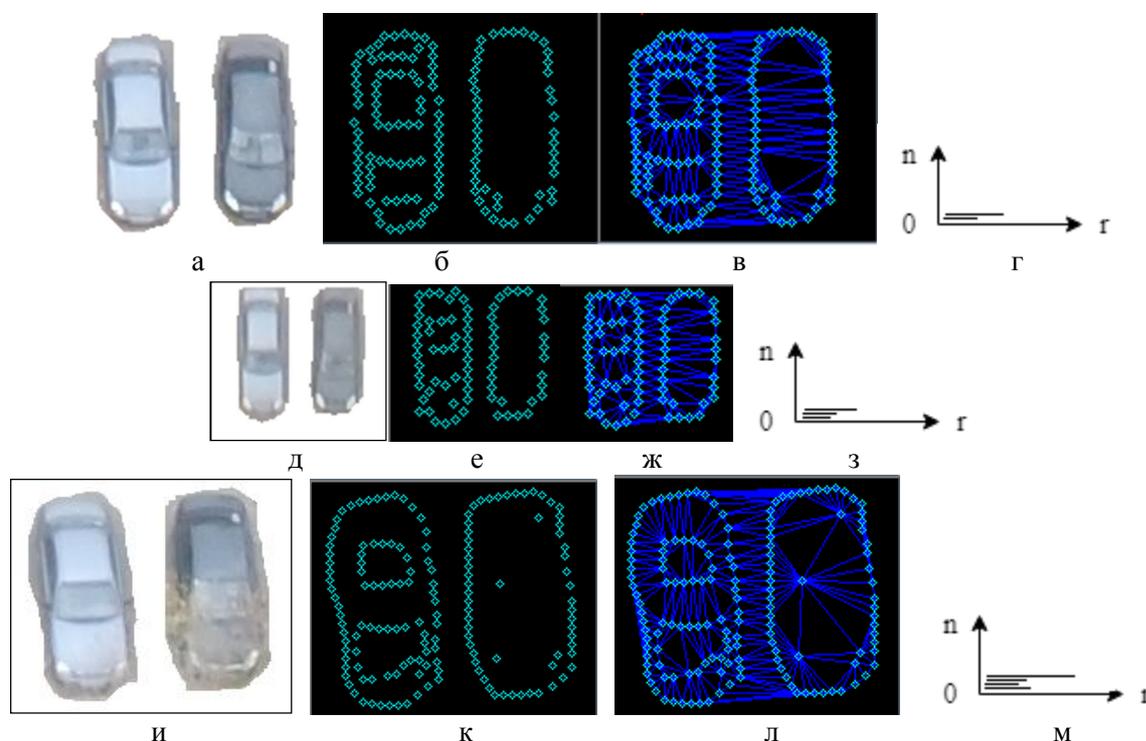


Рисунок 3 – Классификация группы легковых автомобилей из двух элементов (объектов) на картах разных масштабов (на рис. 3г, 3з, 3м представлены баркоды, где n – номер топологической особенности, r – радиус)

На рисунке 3а в качестве эталона класса задано изображение группы из двух легковых автомобилей. Изображения на рисунках 3д, 3и – примеры из тестовой выборки. Необходимо выявить соответствие между этими изображениями и эталоном. Они (изображения на рисунках 3д и 3и) отличаются масштабом и углом, под которым относительно земной поверхности велась съемка. На изображениях с разреженным пространством точек (рис. 3б, 3е, 3к) и симплициальными комплексами (рис. 3в, 3ж, 3л) для каждого случая заметны некоторые различия (отсутствие некоторых точек), что не сказывается на общей структуре (рис. 3г, 3з, 3м).

Таблица 1 – Исследование результатов работы алгоритма классификации на группе из 2 легковых автомобилей при изменении масштаба и ракурса съёмки

Эталон	Изображение	Степень соответствия эталону, %
рис. 3а	рис. 3д	78
рис. 3а	рис. 3и	88

Авторами было произведено исследование и на более сложном случае (рис. 4). Помимо разных масштабов и ракурсов, на снимке в этом случае изменяется количество объектов.

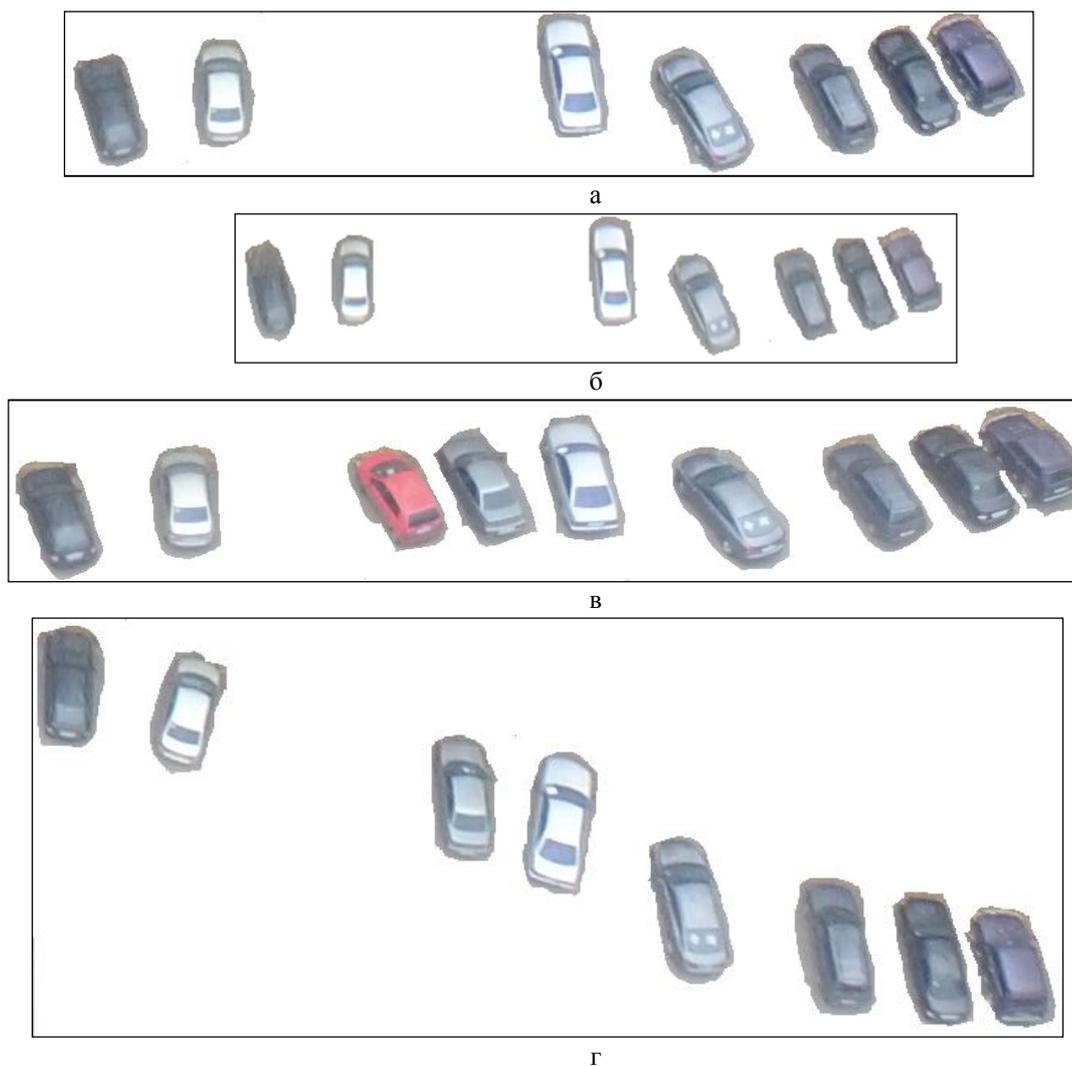


Рисунок 4 – Группы легковых автомобилей при съёмке: (а), (б) – на разных масштабах; (в) – при добавлении новых автомобилей; (г) – при различных ракурсах съёмки

Разреженные пространства точек, полученные из изображений на рисунке 4, представлены на рисунке 5.

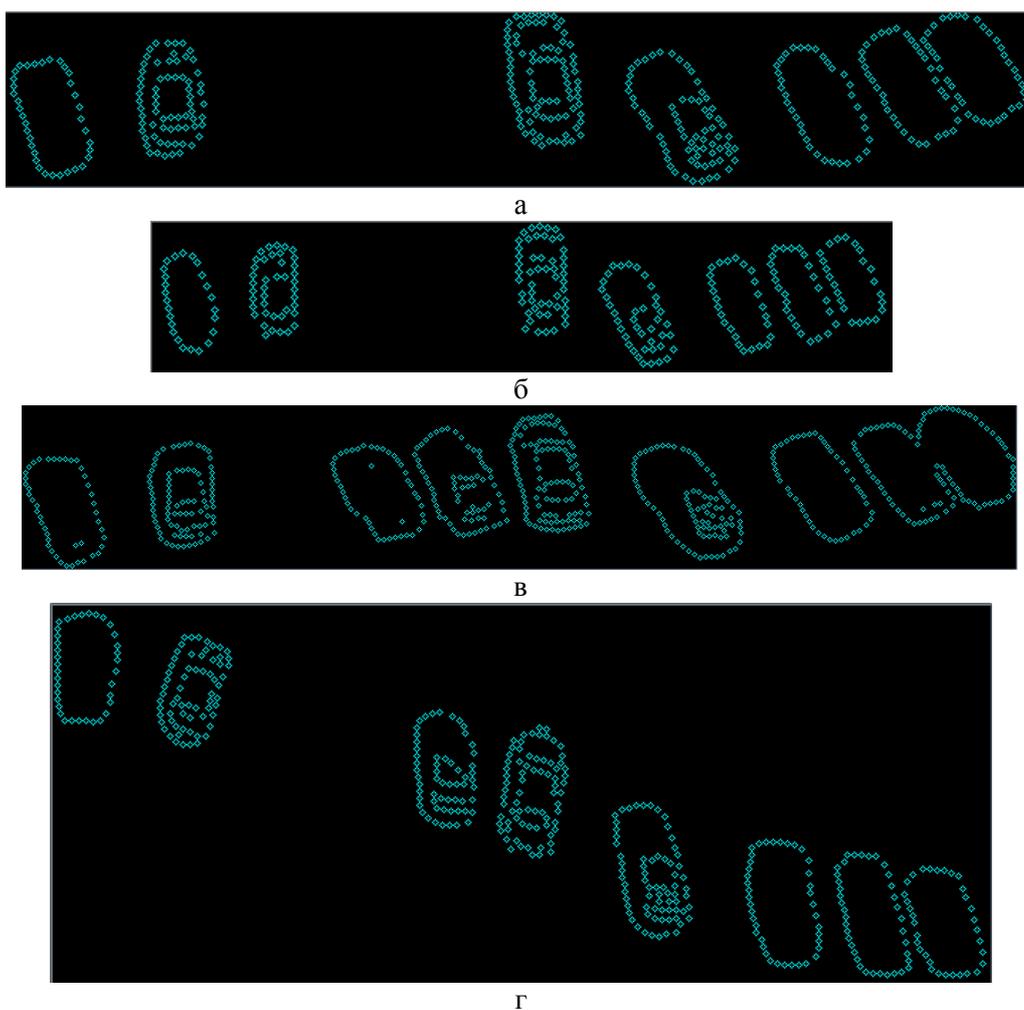


Рисунок 5 – Разреженные пространства точек для групп легковых автомобилей для съемки на разных масштабах и при различных ракурсах

Из разреженного пространства точек согласно правилам построения симплициальных комплексов получаем их для этих изображений (рис. 6).

В качестве эталона задано изображение на рисунке 4а. Изображения на рисунках 4б, 4в, 4г составили тестовую выборку. Они отличаются масштабом, количеством объектов на изображении и углом съемки (на первых двух изображениях (рис. 4а, 4б) – 7 объектов, на третьем (рис. 4в) – 9, на четвертом (рис. 4г) – 8). Это влияет на расположение (или наличие) точек на рисунке 5а–г и отображение связей между ними при построении симплициальных комплексов (рис. 6а–г). Особенность алгоритма заключается в том, что он позволяет выделить общую структуру баркода независимо от некоторого изменения геометрических характеристик (на рисунке 7а–г представлены баркоды для каждого изображения группы объектов: автомобилю на рисунке 4а соответствует баркод на рисунке 7а; объект на рисунке 4б – баркод на рисунке 7б; транспортным средствам на рисунках 4в и 4г – баркоды на рисунках 7в и 7г соответственно).

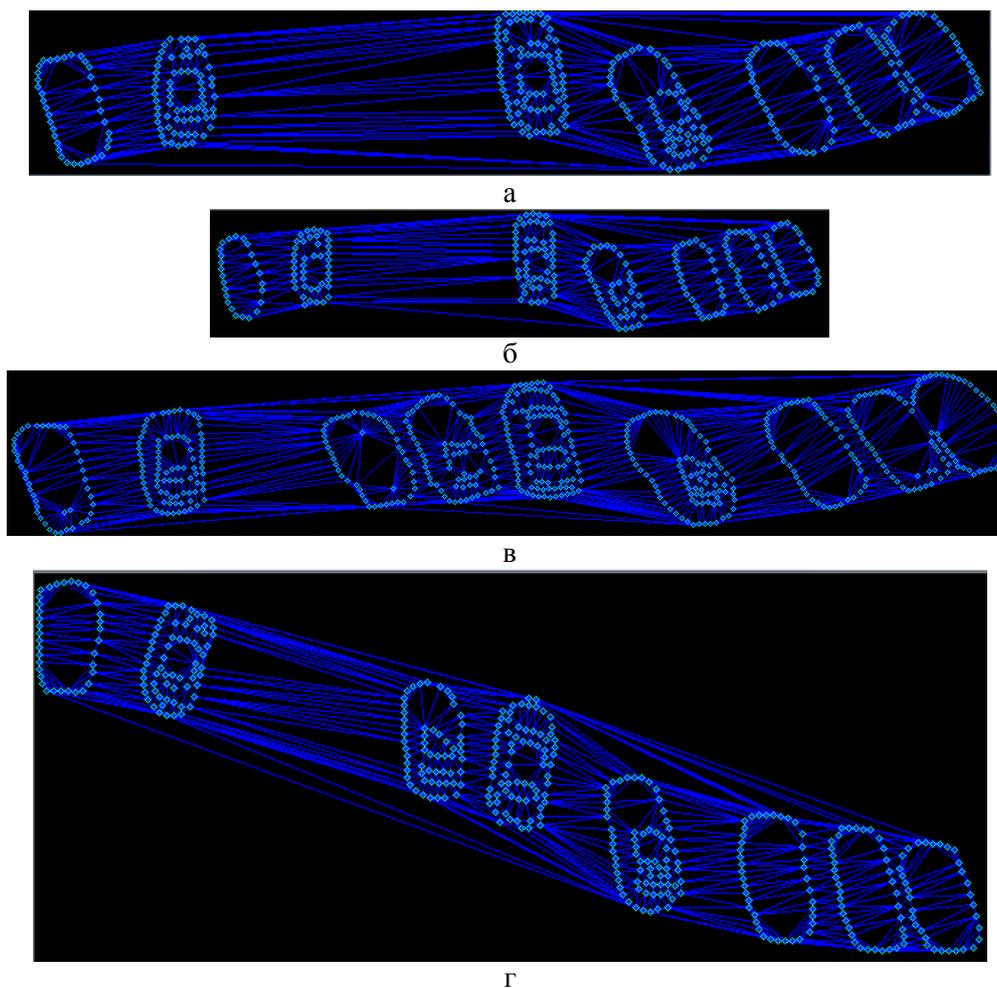


Рисунок 6 – Симплициальные комплексы для групп легковых автомобилей при съемке на разных масштабах и при различных ракурсах

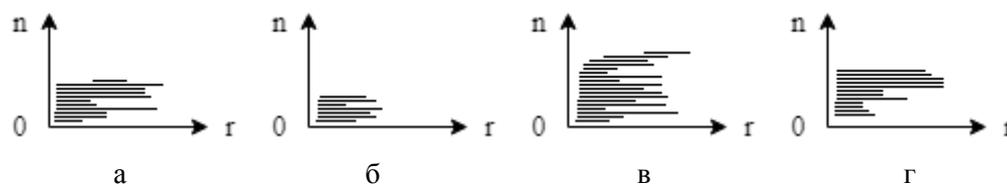


Рисунок 7 – Баркоды для групп автомобилей при съемке на разных масштабах и при различных ракурсах (на рис. 7а–7г n – номер топологической особенности, r – радиус)

Таблица 2 – Исследование результатов работы алгоритма классификации на группе из 7–9 легковых автомобилей при изменении масштаба и ракурса съёмки

Эталон	Изображение	Степень соответствия эталону, %
рис. 4а	рис. 4б	81
рис. 4а	рис. 4в	70
рис. 4а	рис. 4г	90
рис. 4б	рис. 4а	83
рис. 4б	рис. 4в	63
рис. 4б	рис. 4г	79
рис. 4в	рис. 4а	69
рис. 4в	рис. 4б	63
рис. 4в	рис. 4г	71
рис. 4г	рис. 4а	90
рис. 4г	рис. 4б	79
рис. 4г	рис. 4в	71

Низкая степень соответствия группы объектов на рисунке 4в группе объектов на рисунке 5а обусловлена появлением сразу двух новых объектов на рисунке 4в. Это привело к образованию новых связей при построении симплициального комплекса (рис. 6в). Различные степени соответствия вызваны различиями в количестве объектов на изображениях, а также различным масштабом и ракурсами съемки.

Заключение. В исследовании рассмотрены некоторые из существующих методов и алгоритмов для решения задачи идентификации объектов на растровой карте. Предложен новый подход к решению этой задачи на основе методов алгебраической топологии. В нем используются топологические признаки пространственных объектов. Рассматриваемый подход корректно идентифицирует объекты и группы объектов карты заданного пространственного класса и позволяет сохранить точность идентификации при различных преобразованиях над объектами (группами объектов). Примерами таких преобразований могут быть: деформация, растяжение, изменение масштаба, аффинные преобразования.

Наращивание базы картографических объектов различных пространственных классов позволит повысить точность работы алгоритмов, применяющих подход на основе алгебраической топологии – за счет использования возможностей самообучения алгоритма. Предложенный метод может применяться при определении легитимности нахождения (возникновения, появления) объектов на некоторых территориях; при проверке корректности преобразований карт после генерализации и в других сферах деятельности. Дальнейшие исследования могут быть проведены в отношении классификации групп объектов разных классов на многомасштабных картах; классификации пространственных объектов на изображениях со значительной долей шума; по новым классам пространственных объектов (например, по протяженным объектам – дорожным сетям, линиям электропередач и др.).

Библиографический список

1. Андрианов Д. Е. Алгоритм идентификации пространственных объектов растровой карты на основе топологического анализа данных / Д. Е. Андрианов, С. В. Еремеев, К. В. Купцов, Ю. А. Ковалев // Телекоммуникации. – 2017. – № 7. – С. 39–44.
2. Еремеев С. В. Исследование алгоритма классификации пространственной информации на основе методов персистентной гомологии и *random forest* / С. В. Еремеев, К. В. Купцов, Ю. А. Ковалев // Информационные технологии и нанотехнологии : сборник трудов ИТНТ-2018. Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева. – Самара : Предприятие «Новая техника», 2018. – С. 2384–2390.
3. Иштуин А. А. Алгоритмы обнаружения, локализации и распознавания оптико-электронных изображений группы изолированных наземных объектов для инерциально-визирных систем навигации и наведения летательных аппаратов / А. А. Иштуин, И. С. Кикин, Г. Г. Себряков, В. Н. Сошников // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. – Москва : Российская академия наук, 2016. – Т. 55, № 2. – С. 242–248. – DOI: 10.7868/S0002338816020050.
4. Новоторцев Л. В. Нахождение областей, содержащих здания, на аэрофотоснимках / Л. В. Новоторцев, А. Г. Волобой // Труды Юбилейной 25-й Международной научной конференции. – 2015. – С. 85–88.
5. Протасов В. И. Минимизация вероятности ошибок при распознавании объектов группой беспилотных летательных аппаратов / В. И. Протасов, А. С. Клименко, А. В. Шаронов, М. М. Шарнин // Труды международной научной конференции СРТ1617. – Протвино : Автономная некоммерческая организация «Институт физико-технической информатики» 2017. – С. 55–61.
6. Себряков Г. Г. Концепция группового применения беспилотных летательных аппаратов при решении задач мониторинга наземных сцен с объектами инфраструктуры / Г. Г. Себряков, В. В. Инсаров // Вестник компьютерных и информационных технологий. – Москва : Издательский дом «Спектр», 2017. – № 4 (154). – С. 18–22. – DOI: 10.14489/vkit.2017.04.pp.018-022.
7. Сергеев В. В. Алгоритм управляемой классификации изображений дистанционного зондирования земли с использованием иерархических гистограмм / В. В. Сергеев, А. Ю. Денисова // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2017) : сборник трудов III Международной конференции и молодежной школы. Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева. – Самара : Предприятие «Новая техника», 2017. – С. 437–444.
8. Чернов А. В. Сравнение байесовского классификатора и метода на основе вычисления оценок для распознавания видов *c/x* культур по космическим снимкам Terra/MODIS / А. В. Чернов, Н. С. Воробьева // Информационные технологии и нанотехнологии : сборник трудов ИТНТ-2018. Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева. – Самара : Предприятие «Новая техника», 2018. – С. 725–735
9. Яценко А. А. Метод распознавания объектов дорожной сети на космических снимках / А. А. Яценко, С. Ю. Мирошниченко // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2012. – № 2–1 – С. 158–163.
10. Andrianov D. Identification of spatial objects on digital maps / D. Andrianov, S. Eremeev, K. Kuptsov // CEUR Workshop Proceedings. – 2017. – Vol. 1940. – P. 1–7.
11. Du S. Semantic classification of urban buildings combining VHR image and GIS data: An improved random forest approach / S. Du, F. Zhang, X. Zhang // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2015. – Vol. 105. – P. 107–119.
12. Emanuele R. Raster Vision: A New Open Source Framework for Deep Learning on Satellite and Aerial Imagery –Режим доступа: <https://www.azavea.com/blog/2018/10/18/raster-vision-release/>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ. (дата обращения 01.12.2018).

13. Ereemeev S. An approach to establishing the correspondence of spatial objects on heterogeneous maps based on methods of computational topology / S. Ereemeev, K. Kuptsov, S. Romanov // Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). – 2018. – Vol. 10716 LNCS. – P. 172–182. – DOI: 10.1007/978-3-319-73013-4_16.

References

1. Andrianov D. E., Yeremeyev S. V., Kuptsov K. V., Kovalyov Yu. A. Algoritm identifikatsii prostranstvennykh obektov rastrovoy karty na osnove topologicheskogo analiza dannykh [Identification algorithm of spatial objects of raster map based on topological analysis of data]. *Telekommunikatsii* [Telecommunications], 2017, no. 7, pp. 39–44.
2. Ereemeyev S. V., Kuptsov K. V., Kovalev Yu. A. Issledovanie algoritma klassifikatsii prostranstvennoy informatsii na osnove metodov persistentnoy gomologii i random forest [A research of classification algorithm of spatial information on the basis of methods of persistent homology and random forest]. *Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii : sbornik trudov ITNT-2018. Samarskiy natsionalnyy issledovatel'skiy universitet imeni akademika S.P. Koroleva* [Information technologies and nanotechnologies. Proceedings of ITNT-2018. Samara National Research University]. Samara, 2018, pp. 2384–2390.
3. Ishutin A. A., Kikin I. S., Sebryakov G. G., Soshnikov V. N. Algoritmy obnaruzheniya, lokalizatsii i raspoznavaniya optiko-ehlektronnykh izobrazheniy gruppy izolirovannykh nazemnykh obektov dlya inertsialno-vizirnykh sistem navigatsii i navedeniya letatelnykh apparatov [Algorithms for the detection, localization, and recognition of electro-optical images of the group of isolated ground locations for inertial-sighting systems of navigation and guidance of aircraft]. *Izvestiya Rossiyskoy akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya* [News of the Russian Academy of Sciences. Theory and control systems], 2016, vol. 55, no. 2, pp. 242–248. DOI: 10.7868/S0002338816020050.
4. Novotortsev L.V., Voloboy A. G. Nahozhdenie oblastey, sodержashchikh zdaniya, na aerofotosnimkakh [Finding of the areas containing buildings on aerial photographs]. *Trudy Yubileyoy 25-y Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii* [Proceedings of the 25th International Scientific Conference], 2015, pp. 85–88.
5. Protasov V. I., Klimenko A. S., Sharonov A. V., Sharnin M. M. Minimizatsiya veroyatnosti oshibok pri raspoznavanii obektov gruppy bespilotnykh letatelnykh apparatov [Minimizing probability of errors in recognition of objects by group of unmanned aerial vehicles] *Trudy mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii CPT1617* [Proceedings of the International Scientific Conference CPT1617], 2017, pp. 55–61.
6. Sebryakov G. G., Insarov V. V. Konceptsiya gruppovogo primeneniya bespilotnykh letatelnykh apparatov pri reshenii zadach monitoringa nazemnykh stsen s obektami infrastruktury [The use of unmanned aerial vehicle groups for the monitoring of terrestrial infrastructure objects]. *Vestnik kompyuternykh i informatsionnykh tekhnologiy* [Bulletin of Computer and Information Technologies], 2017, no. 4 (154), pp. 18–22. DOI: 10.14489/vkit.2017.04.pp.018-022.
7. Sergeev V. V., Denisova A. Yu. Algoritm upravlyaemoy klassifikatsii izobrazheniy distantsionnogo zondirovaniya zemli s ispol'zovaniem ierarhicheskikh gistogramm [Algorithm of the operated classification of images of remote sensing of the earth with use of hierarchical histograms]. *Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii (ITNT-2017) : sbornik trudov III Mezhdunarodnoy konferentsii i molodezhnoy shkoly. Samarskiy natsionalnyy issledovatel'skiy universitet imeni akademika S.P. Koroleva* [Information technologies and nanotechnologies (ITNT-2017) : Proceedings of the III International Conference and Youth School. Samara National Research University]. Samara, 2017, pp. 437–444.
8. Vorobiova N. S., Chernov A. V. Sravnenie bajesovskogo klassifikatora i metoda na osnove vychisleniya ocenok dlya raspoznavaniya vidov s/kh kultur po kosmicheskim snimkam Terra/MODIS [Comparing Bayesian classifier and a method based on algorithm for calculating estimates for crop identification by time-series Terra/MODIS 250 m]. *Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii : sbornik trudov ITNT-2018. Samarskiy natsionalnyy issledovatel'skiy universitet imeni akademika S.P. Koroleva* [Information technologies and nanotechnologies. Proceedings of ITNT-2018. Samara National Research University]. Samara, 2018, pp. 725–735.
9. Yashenko A. A., Miroshnichenko S. Yu. Metod raspoznavaniya obektov dorozhnoy seti na kosmicheskikh snimkakh [Method of roads distinction in aerospace images]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie* [News of the South West State University. Series: Control, computer engineering, information science. Medical instruments engineering], 2012, no. 2–1, pp. 158–163.
10. Andrianov D., Ereemeev S., Kuptsov K. Identification of spatial objects on digital maps. *CEUR Workshop Proceedings*, 2017, vol. 1940, pp. 1–7.
11. Du S., Zhang F., Zhang X. Semantic classification of urban buildings combining VHR image and GIS data: An improved random forest approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, vol. 105, pp. 107–119.
12. Emanuele R. *Raster Vision: A New Open Source Framework for Deep Learning on Satellite and Aerial Imagery*. Available at: <https://www.azavea.com/blog/2018/10/18/raster-vision-release/> (accessed 01.12.2018).
13. Ereemeev S., Kuptsov K., Romanov S. An approach to establishing the correspondence of spatial objects on heterogeneous maps based on methods of computational topology. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2018, vol. 10716 LNCS, pp. 172–182. DOI 10.1007/978-3-319-73013-4_16.