

# Исследование алгоритма классификации пространственной информации на основе методов персистентной гомологии и random forest

С.В. Еремеев<sup>1</sup>, К.В. Купцов<sup>1</sup>, Ю.А. Ковалев<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых, Горького 87, Владимир, Россия, 600000

**Аннотация.** Проблема классификации пространственных данных является одной из самых сложных в области анализа и обработки пространственной информации. В статье представлен новый подход к решению проблемы классификации пространственных данных. Предлагаемая технология классификации объектов будет базироваться на алгебраической топологии, а именно - на методах персистентной гомологии. В качестве классификатора пространственного объекта взят баркод. Он формируется путем вычисления топологических признаков классифицируемого объекта. Отличительным признаком предлагаемого алгоритма является его инвариантность к аффинным и топологическим преобразованиям. Проведено исследование по результатам работы алгоритма классификации на множестве пространственных объектов различных классов.

## 1. Введение

Одной из глобальных проблем в геоинформационных системах является автоматическая оцифровка карт [1, 2]. В рамках этой проблемы появляются вопросы идентификации и классификации картографической информации. Проблема классификации пространственных данных по классам объектов является одной из самых сложных в области анализа и обработки пространственной информации. Российские и мировые исследователи пытаются решить эту задачу и предлагают множество прикладных решений. Изучив научные работы по данной теме можно сказать, что они решают проблему классификации объектов с различной степенью эффективности. Существуют разные методы классификации пространственных объектов.

В [3] представлен метод, предназначенный для работы с топографическими картами среднего масштаба. Основное применение: классификация района застройки. Метод базируется на геометрических структурах данных и пространственных аналитических методах. Достоинством [3] является улучшение качества автоматизации карт с районами застройки.

Проблема классификации пространственных данных также актуальна для контроля информации об истощении водоемов или, напротив, – об их размытии [4]. Технология [4] применяется для пространственных объектов, которые имеют подобные спектральные признаки, но различную форму. Алгоритм реализован для классификации водоемов на Аляске, а также используется в Боливии для классификации пастбищ. В рамках задачи создания цифровых туристических карт в [2] применяется анализ изображения совместно с сетевыми методами извлечения информации. Алгоритм [2] классифицирует пространственные объекты в

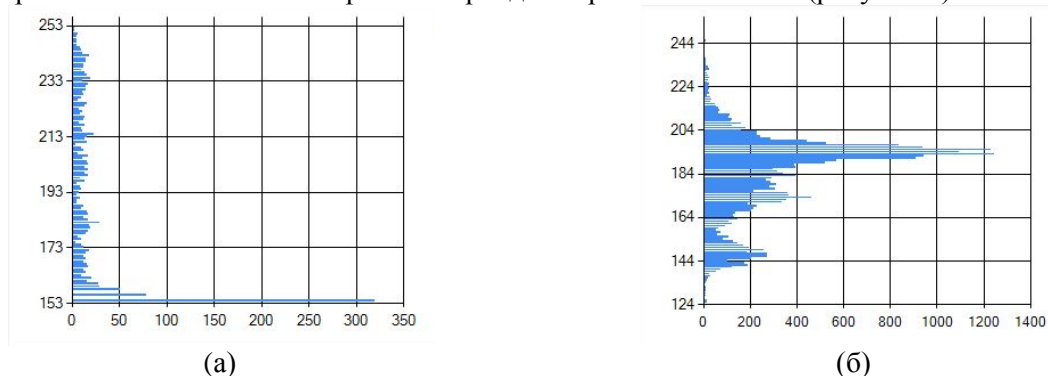
соответствии с разработанными правилами упрощения и генерализации карт для того, чтобы подчеркнуть ориентиры и уменьшить роль менее значимых объектов. Технология [2] применяется для создания туристических карт Сан-Франциско. В [5] производится обработка спутниковых изображений или снимков с высоким разрешением для классификации содержащихся на них объектов. В основном, классификация произведена для главных классов объектов, которые представлены на топографических картах крупного масштаба.

Целью работы является создание алгоритма для классификации картографической информации, который будет производить качественную классификацию объектов различных пространственных классов, а также инвариантен к аффинным преобразованиям и изменениям масштаба.

## 2. Алгоритм классификации пространственных данных на основе методов персистентной гомологии и random forest

Предлагаемый алгоритм классификации объектов базируется на алгебраической топологии, а именно - на методах персистентной гомологии. Применение топологических характеристик и их анализа является новой областью теоретических исследований для задач анализа и обработки пространственной информации. Информация с летательных аппаратов обрабатывается и анализируется. Выделенные объекты распределяются по пространственным классам в соответствии с классификацией пространственной информации.

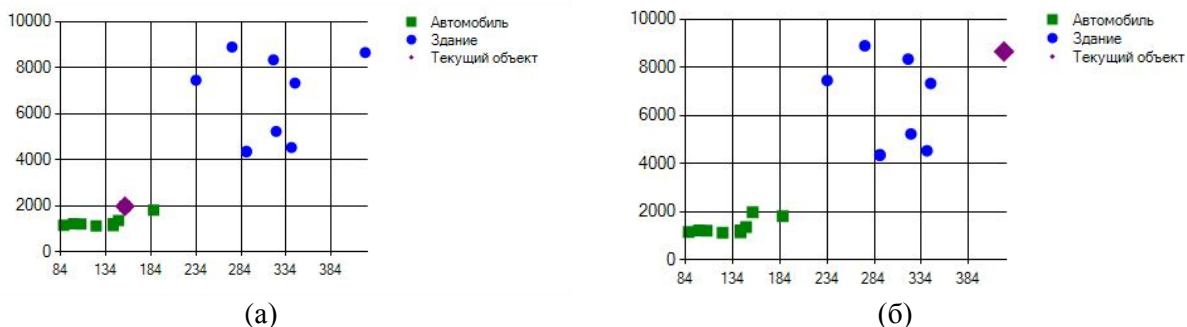
В качестве классификатора класса пространственного объекта взят баркод. Он формируется путем вычисления топологических признаков классифицируемого объекта. Создается набор из значений интенсивностей цвета всех точек объекта. Производится сортировка этого множества значений по возрастанию. Пошагово производится поиск вершин заданной интенсивности. При нахождении такой точки она отмечается в списке вершин. Если эта вершина появилась в окрестности Мура уже отмеченной точки, то они соединяются ребром. При появлении трех таких вершин образуется треугольник. При таком подходе количество компонент (вершин, ребер и треугольников) может изменяться на каждом шаге алгоритма: появление вершины добавляет компоненту, появление ребра, соединяющего разные компоненты, приводит к исчезновению компоненты (две компоненты объединяются в одну). Следующим этапом алгоритма является проход в обратном порядке (по убыванию). При этом подсчитывается количество дыр и время их жизни. Дыра образуется при появлении треугольника. В зависимости от появления новых компонент, их объединения и других операций получается список фильтрации для дыр. Следующим шагом производится поиск максимального числа дыр и ребер. На основе этих чисел строится баркод изображения объекта (рисунок 1).



**Рисунок 1.** Баркоды: (а) – легкового автомобиля и (б) – П-образного здания. По оси X отображается количество дыр, по оси Y –интенсивность точек по цветовой модели RGB.

Путем сравнения баркодов двух объектов определяется принадлежность объекта к пространственному классу. Сравнение представляет собой проверку вхождения чисел Бетти (максимальные количества дыр и ребер изображения объекта) в диапазон, характеризующий объекты пространственного класса (рисунок 2). Для оптимизации работы алгоритма по

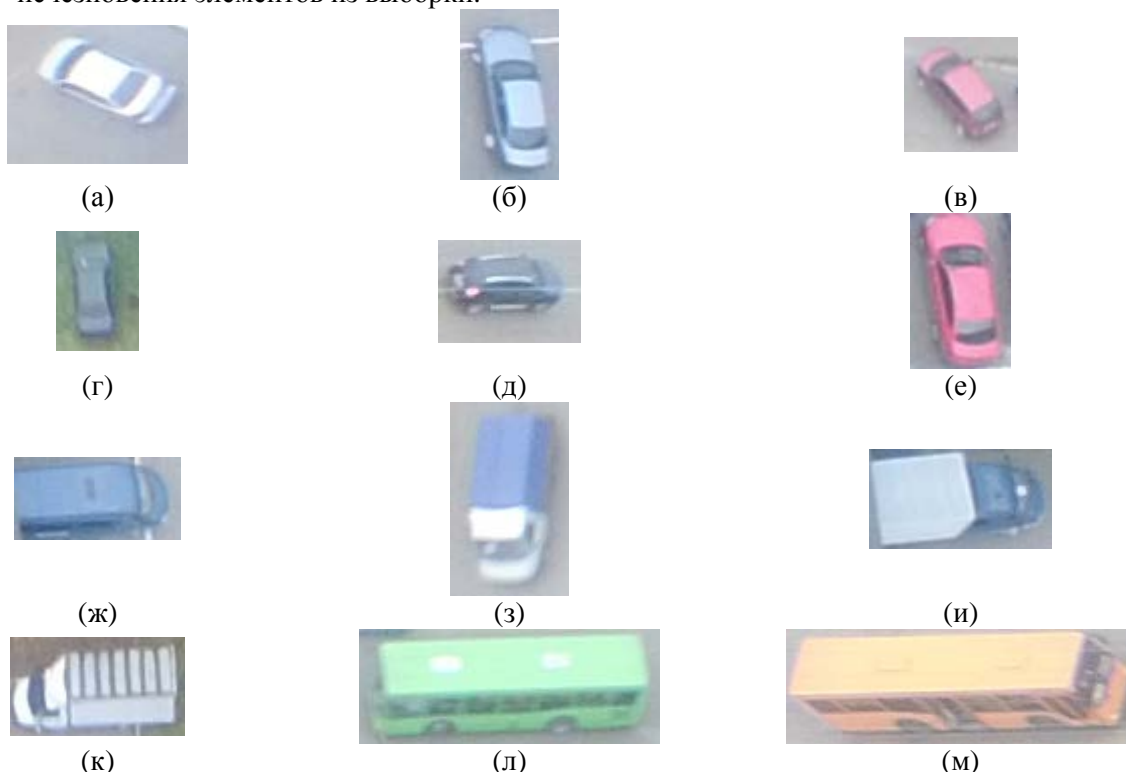
времени алгоритм дополнен методом random forest. Он позволяет улучшить быстродействие алгоритма.



**Рисунок 2.** Распределение объектов по классам: (а) – автомобили и (б) – здания. По оси X отображается максимальное количество ребер, по оси Y – максимальное количество дыр.

На основе значений чисел Бетти, которые берутся в качестве признаков, применяется модель random forest.

1. Получение подвыборки обучающей модели. На этом этапе происходит взятие выборки из обучающего ряда. На ее основе строится дерево.
2. Просмотр набора случайных признаков. Он производится для реализации расщепления каждой ветки дерева.
3. Выбор лучшего признака и ветки дерева. Построение деревьев производится до момента исчезновения элементов из выборки.

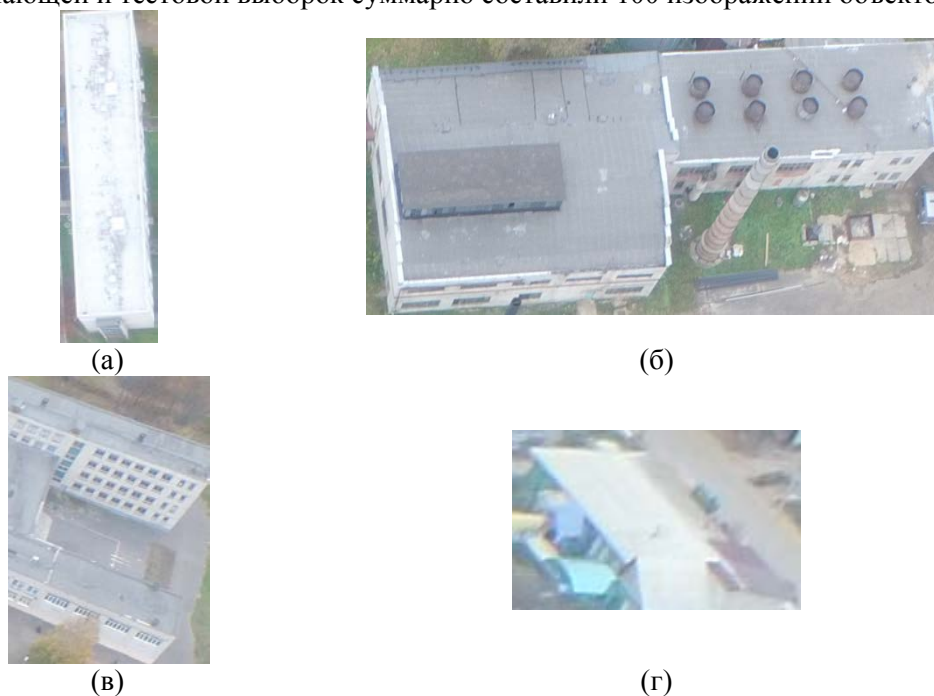


**Рисунок 3.** Пространственный класс объектов «Транспортные средства». (а-е) – легковые автомобили; (ж-к) – малотоннажные грузовые автомобили и микроавтобусы; (л-м) – автобусы.

### 3. Исследование работы алгоритма классификации на реальных пространственных объектах

Проведено исследование предложенного алгоритма. Выполнено тестирование пространственной информации на основе снимков с летательных аппаратов с некоторой

высоты. Рассмотрены классы пространственных объектов, такие как транспортные средства и здания. По каждому классу произведена детализация. Рассмотрены транспортные средства, такие как легковые автомобили (представлены на рисунке 3, а-е), малотоннажные грузовые автомобили и микроавтобусы (рисунок 3, ж-к), автобусы (рисунок 3, л-м). Представлены следующие типы зданий: прямоугольной формы, Г-образные, П-образные, частные (рисунок 4). Размеры обучающей и тестовой выборки суммарно составили 100 изображений объектов.



**Рисунок 4.** Пространственный класс объектов «Здания». (а) – прямоугольные; (б) – Г-образные; (в) – П-образные; (г) – частные дома.

Результаты исследований представлены в таблице 1. Наибольшую точность алгоритм показал при определении малотоннажных грузовых автомобилей и автобусов в категории транспортных средств и для прямоугольных, Г-образных и П-образных зданий (100%).

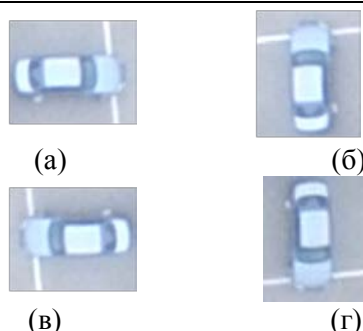
**Таблица 1.** Классификация объектов по пространственным классам.

Класс объекта	Точность классификации, (%)
Транспортные средства	98,33
Легковые автомобили	95,00
Малотоннажные грузовые автомобили и микроавтобусы	100,00
Автобусы	100,00
Здания	97,50
Прямоугольные	100,00
Г-образные	100,00
П-образные	100,00
Частные	90,00

Алгоритм инвариантен к аффинным преобразованиям, поэтому для предложенных типов объекта проведены испытания с разными углами съемки (90°, 180°, 270°, 360° – рисунок 5). Результаты исследований инвариантности алгоритма к аффинным преобразованиям представлены в таблице 2.

**Таблица 2.** Классификация объектов по пространственным классам с поворотом изображения.

Класс объекта	Точность классификации для поворота на 90°, (%)	Точность классификации для поворота на 180°, (%)	Точность классификации для поворота на 270°, (%)	Точность классификации для поворота на 360°, (%)
Транспортные средства	100,00	100,00	100,00	100,00
Легковые автомобили	100,00	100,00	100,00	100,00
Малотоннажные грузовые автомобили и микроавтобусы	100,00	100,00	100,00	100,00
Автобусы	100,00	100,00	100,00	100,00
Здания	100,00	100,00	100,00	100,00
Прямоугольные	100,00	100,00	100,00	100,00
Г-образные	100,00	100,00	100,00	100,00
П-образные	100,00	100,00	100,00	100,00
Частные	100,00	100,00	100,00	100,00



**Рисунок 5.** Пространственный объект класса «Транспортное средство» в повороте на (а) – 90°; (б) – 180°; (в) – 270°; (г) – 360°.

Также алгоритм инвариантен к масштабу, поэтому проведены испытания на снимках одной и той же местности разных масштабов (таблица 3). Для двух подклассов транспортных средств (из трех) и для двух подклассов зданий (из четырех) алгоритм не допустил ни единой ошибки.

**Таблица 3.** Классификация объектов по пространственным классам с изображениями объекта на разных масштабах.

Класс объекта	Точность классификации, (%)
Транспортные средства	96,67
Легковые автомобили	90,00
Малотоннажные грузовые автомобили и микроавтобусы	100,00
Автобусы	100,00
Здания	96,25
Прямоугольные	100,00
Г-образные	95,00
П-образные	100,00
Частные	90,00

#### 4. Заключение

В статье рассмотрены существующие подходы классификации пространственных данных. Предложен новый подход реализации алгоритма классификации на базе топологических характеристик изображения. В основе алгоритма заложено применение методов персистентной гомологии и метода «Random Forest». Результаты исследований показали целесообразность применения разработанного алгоритма классификации пространственной информации, так как он инвариантен аффинным преобразованиям и изменениям масштаба.

Одна из проблем классификации объектов карты – это деформация (искажение) исходных данных. Одним из видов деформации является растяжение изображений пространственных объектов. Решение этой проблемы важно в рамках решения задачи классификации пространственной информации и автоматической оцифровки карт. Следующим шагом в улучшении работы предложенного алгоритма является его модернизация в сфере обработки пространственных данных с деформациями различных типов.

#### 5. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке администрации Владимирской области согласно договору №326 от 29.09.2017.

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

#### 6. Литература

- [1] Andrianov, D. Identification of spatial objects on digital maps / D. Andrianov, S. Eremeev, K. Kuptsov // CEUR Workshop Proceedings. – 2017. – Vol. 1940. – P. 1-7.
- [2] Grabler, F. Automatic generation of tourist maps / F. Grabler, M. Agrawala, R.W. Sumner, M. Pauly // ACM Transactions on Graphics. – 2008. – Vol. 27(3). – P. 100.
- [3] Basaraner, M. A structure recognition technique in contextual generalisation of buildings and built-up areas / M. Basaraner, M. Selcuk // Cartographic Journal. – 2008. – Vol. 45(4). – P. 274-285.
- [4] Frohn, R.C. The use of landscape pattern metrics in remote sensing image classification // International Journal of Remote Sensing. – 2006. – Vol. 27(10). – P. 2025-2032.
- [5] Guienko, G. Geographic information system data for supporting feature extraction from high-resolution aerial and satellite images / G. Guienko, Y. Doytsher // Journal of Surveying Engineering. – 2003. – Vol. 129(4). – P. 158-164.

# A research of classification algorithm of spatial information on the basis of methods of persistent homology and random forest

S.V. Eremeev<sup>1</sup>, K.V. Kuptsov<sup>1</sup>, Yu.A. Kovalev

<sup>1</sup>Vladimir State University named after Alexander and Nikolay Stoletovs, Gorky street 87, Vladimir, Russia, 600000

**Abstract.** The classification problem of spatial data is one of the most difficult challenges in the field of the analysis and processing of spatial information. A new approach to a solution of the classification problem of spatial data is presented in article. The offered classification technology of objects will be based on algebraic topology, namely on methods of persistent homology. A barcode is a qualifier of a spatial object. It is determined by computation of topological features of a classified object. The distinctive feature of the offered algorithm is its invariance to affine and topological transformations. The research on results of classification algorithm operation on a set of spatial objects of different classes is carried out.

**Keywords:** barcode, classification of spatial objects, persistent homology, random forest, spatial information, topology.