

УДК 004.932
DOI: 10.15827/0236-235X.133.201-208

Дата подачи статьи: 14.08.20
2021. Т. 34. № 1. С. 201–208

Программный комплекс для обнаружения и классификации природных объектов на основе топологического анализа

*С.В. Еремеев*¹, к.т.н., доцент, sv-eremeev@yandex.ru
*А.В. Абакумов*¹, магистрант, artem210966@yandex.ru

¹ *Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета
им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых,
г. Муром, 602264, Россия*

От алгоритма поиска природных объектов на геоснимках требуется определенный баланс. Ввиду природного характера не существует двух полностью одинаковых объектов, поэтому данная задача требует от алгоритма некоторой устойчивости. Для подобных целей могут быть применены методы топологического анализа данных. Они позволяют получить уникальную характеристику изображения – баркод, который может использоваться в качестве обучения большинством современных классификаторов.

На основе методов топологического анализа разработан программный комплекс, позволяющий выполнять поиск необходимого природного объекта на растровом снимке для его дальнейшей классификации и обработки. Структура программного комплекса включает несколько подсистем: выделения областей интереса на снимке, построения баркодов, поиска схожих объектов, а также вывода и экспорта найденных объектов.

В статье подробно описан принцип выделения объектов интереса на снимках, построения баркодов и их сравнения. Для каждого выделенного на геоснимке пространственного объекта вычисляются топологические характеристики в виде чисел Бетти, которые являются основой для построения баркода. Показан процесс разложения изображения на последовательность бинарных изображений для выявления устойчивых топологических характеристик. Продемонстрирован принцип сравнения баркодов для определения схожести выделенных областей интереса с эталонными объектами.

Приведены примеры использования программного комплекса для задачи поиска айсбергов на растровом изображении. Показаны результаты найденных объектов с разной степенью схожести относительно эталонов в зависимости от заданных параметров. Программный комплекс может быть использован для широкого спектра задач при анализе природных объектов на геоснимках, включая обработку данных за разное время и на разных масштабах.

Ключевые слова: *геоснимок, баркод, число Бетти, топологический анализ, персистентная гомология, обработка изображений, характеристика изображений, хэши изображений.*

Анализ геоснимков – долгий и трудоемкий процесс. Поиск нужного объекта геологом на изображениях, охватывающих большие территории, является обычным для такого рода задач. Продуктивность действий обратно пропорциональна усталости человека, поэтому процесс занимает очень много времени и приходится идти на уступки. Например, Яндекс создал так называемую «народную карту», где пользователи могут создавать векторные объекты: дороги, здания, парковки и т.п., тем самым улучшая сервисы Яндекс.Карта и Яндекс.Навигатор.

Существуют специальные методы [1–3], позволяющие автоматизировать подобные задачи в отдельных областях и выделять наибольшее количество объектов интереса, хо-

тя зачастую программный анализ спутниковых снимков усложняется его особенностями, такими как большой размер изображений, необычный выходной формат и т.д.

Персистентная гомология основана на характеристике изображения – баркодах. По принципу действия данная методика имеет сходство с алгоритмом SimHash [4, 5], но в области изображений. Примечательна она своей устойчивостью к незначительным изменениям, включая поворот, изменение масштаба и искажение изображений. Иными словами, для схожих изображений получается схожий хэш. В настоящее время актуальна разработка полноценного программного комплекса для обнаружения и классификации пространственных объектов на спутниковых снимках с использо-

ванием баркодов. В данной работе описывается разработанный программный комплекс, совмещающий в себе функции выделения объектов интереса и выявления среди них нужных с помощью баркодов. Блок кода, содержащий алгоритм построения баркода, можно скомпилировать в отдельную статическую или динамическую библиотеку, что позволит использовать ее в других программах.

Структура программного комплекса

Разработанный программный комплекс использует проектный подход к хранению данных, то есть дает возможность создавать проекты. Один проект содержит рассматриваемый снимок, координаты всех объектов, баркод каждого объекта, кэшированное изображение с выделенными на нем объектами, эталонные изображения, баркоды эталонных изображений и кэшированную маску найденных объектов.

Данная программа использует максимально простые форматы хранения данных (JSON, PNG, JPG), чтобы предоставить возможность простой интеграции с любой другой программой. Разработка написана на языке программирования C++ с использованием библиотек QT (графика, сохранение в формате JSON) и OpenCV (работа с изображениями).

Структура программного комплекса показана на рисунке 1.

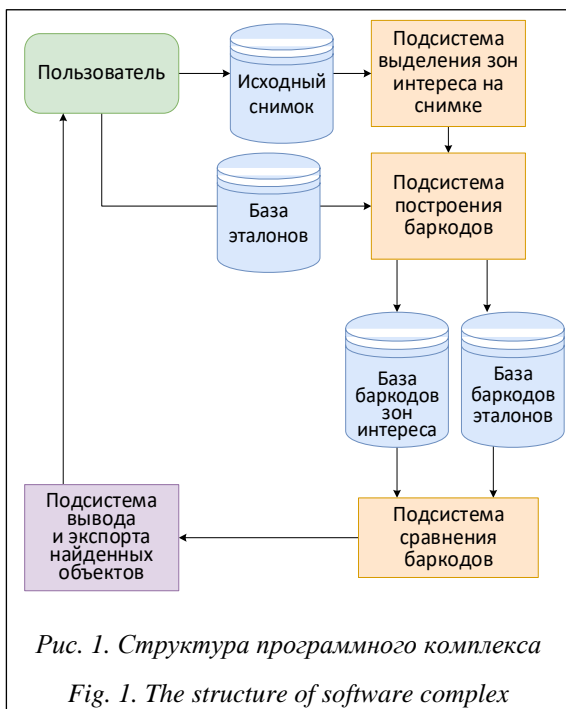


Рис. 1. Структура программного комплекса

Fig. 1. The structure of software complex

Выявление областей интереса

Задачу поиска конкретных объектов на изображении можно разделить на два этапа: непосредственно выделение всех потенциальных объектов на снимке и отсеивание ненужных объектов.

Первый этап является классическим и в подобной области давно имеет множество решений. Среди них есть и очень сложные, и очень простые. На многих космоснимках четко прослеживается фоновый цвет. Выделить его можно либо по средней яркости, либо по гистограмме. Далее необходимо вычестить по модулю фоновую яркость из всего изображения, затем применить отсеивание по порогу. Таким образом, останутся лишь выделяющиеся на фоне объекты.

Впрочем, на изображении не всегда четко прослеживается определенный фон, поэтому в программе реализованы еще несколько более сложных функций выделения объектов, в том числе сегментации и среднего сдвига.

Баркоды как характеристика пространственного объекта на изображении

В природе двух одинаковых объектов практически не существует. Разнообразие сильно усложняет поиск схожих объектов, поэтому в программном комплексе для сравнения используются не сами изображения, а рассчитанная по ним характеристика – баркоды, которые позволяют представить признаки объекта на изображении в виде набора отрезков.

Теория о баркодах, как часть персистентной гомологии, является перспективной областью, поскольку ее методы позволяют оценить схожесть двух изображений. Непосредственно баркод – это характеристика, содержащая набор из пар значений: начало появления некоторой компоненты на изображении и продолжительность ее существования до исчезновения.

Классический вариант формирования баркода для набора точечных объектов описан в работах [6–8]. В случае растрового изображения существуют адаптированные под этот формат алгоритмы [9, 10]. Каждый отдельный пиксель можно оценивать как отдельную вершину, а разницу яркости между ними – как расстояние. Но, в отличие от классического метода, здесь вместо продолжительности существования компоненты используются числа Бетти. Их принято обозначать β_0 , β_1 , β_2 и т.д., и они будут

содержать количество своих компонент на каждой итерации. Под итерацией понимается яркость: на одной итерации обрабатываются все пиксели с соответствующей яркостью. Данный процесс показан на рисунке 2, где каждая черная область – компонента. Для наглядности изображения на снимках под буквами в, д, ж, и, к, м инвертированы.

Компонента β_0 представляет собой простейшую фигуру – точку. При появлении новой точки появляется и компонента. Если вершина появилась рядом с компонентой, то она сразу же сливается с ней. Возможны варианты, когда появление точки может спровоцировать слияние двух или даже трех крупных компонент. В таком случае остается лишь наиболее крупная, остальные исчезают, будучи поглощенными. В итоге останется только одна мега-компонента.

Компонента β_1 состоит из так называемых дыр. Они строятся схожим образом, но с учетом некоторых отличий:

- проход начинается с 255-й яркости;

- дыры формируются только в случае, если рядом находятся три точки, образуя при этом треугольник;
- дыры сливаются лишь тогда, когда у них образуется общее ребро;
- если у компоненты образовалось общее ребро с одной из сторон крайних пикселей, то она исчезнет;
- если другая компонента сольется с уже исчезнувшей, то она сама исчезнет;
- в конце не останется ни одной дыры, так как все они соединятся друг с другом и с контуром, таким образом исчезнув.

В результате для каждой компоненты получится 256 значений, характеризующих изображение. Сами по себе эти значения уже являются сильной характеристикой, и даже такая простая величина, как отношение максимума из β_1 к максимуму из β_0 , может быть использована для оценки схожести изображений.

Исследование показало, что компонента β_1 является более сильной характеристикой. Единственная важность компоненты β_0 заклю-

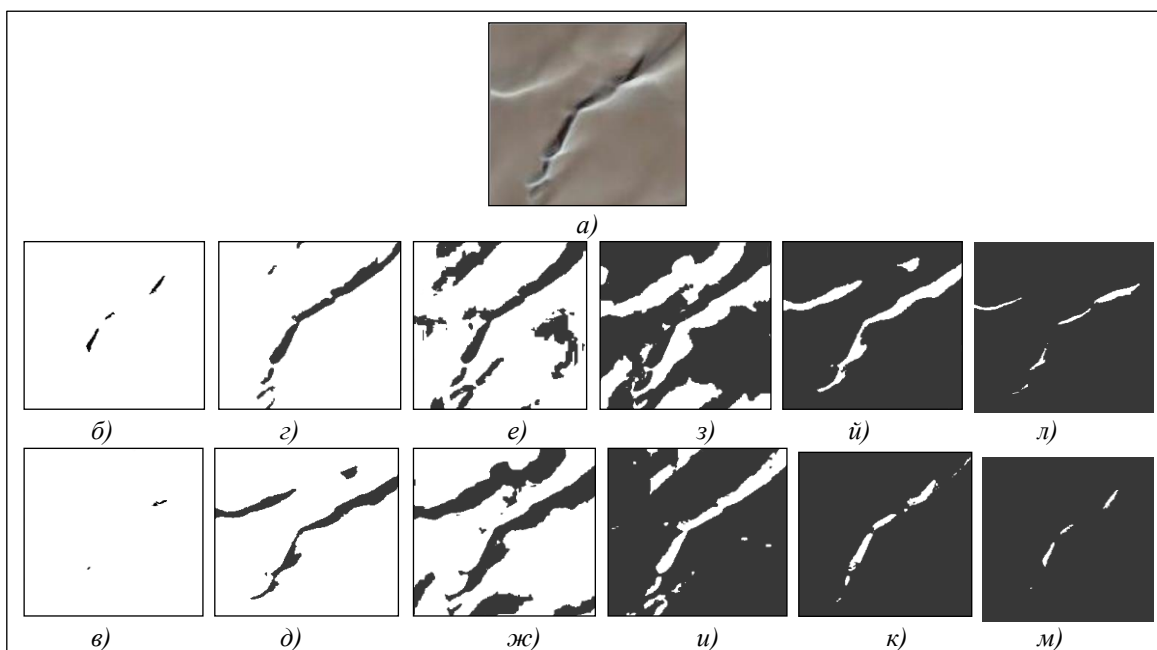


Рис. 2. Процесс построения бинарных изображений. Исходное изображение (а). После обработки всех пикселей с 0-й яркости по 255-ю (от 0 до 46, $\beta_0 = 3$; от 0 до 83, $\beta_0 = 6$; от 0 до 118, $\beta_0 = 18$; от 0 до 130, $\beta_0 = 2$; от 0 до 150, $\beta_0 = 1$; от 0 до 186, $\beta_0 = 1$) (б, г, е, з, й, л) и начиная с 255-й яркости по 0-ю (с 255 по 220, $\beta_1 = 2$; с 255 по 176, $\beta_1 = 2$; с 255 по 152, $\beta_1 = 4$; с 255 по 132, $\beta_1 = 0$; с 255 по 114, $\beta_1 = 0$; с 255 по 45, $\beta_1 = 0$) (в, д, ж, и, к, м)

Fig. 2. Process of constructing binary images. Original image (a). After processing all pixels from 0 to 255 brightness (from 0 to 46, $\beta_0 = 3$; from 0 to 83, $\beta_0 = 6$; from 0 to 118, $\beta_0 = 18$; from 0 to 130, $\beta_0 = 2$; from 0 to 150, $\beta_0 = 1$; from 0 to 186, $\beta_0 = 1$) (б, г, е, з, й, л) and starting from 255 brightness to 0 (from 255 to 220, $\beta_1 = 2$; 255 to 176, $\beta_1 = 2$; 255 to 152, $\beta_1 = 4$; 255 to 132, $\beta_1 = 0$; 255 to 114, $\beta_1 = 0$; 255 to 45, $\beta_1 = 0$) (в, д, ж, и, к, м)

чается в том, что она анализирует изображение в обратном порядке относительно β_1 . Процесс прямого преобразования показан на рисунке 2 (б, г, е, з, й, л). Начиная с 2 (з) компоненты только поглощают оставшуюся область, не делая вклад в баркод, поэтому необходимо проводить обработку в обратном порядке, что и показано на рисунке 2 (в, д, ж, и, к, м).

Замена β_0 на обратную β_1 усилит характеристику, но существует еще одно возможное улучшение. Как нетрудно заметить, компоненты перестают появляться именно после поглощения фона, что, впрочем, весьма логично. Из этого следует, что изображение можно разделить на три части: яркая часть объекта, фон и темная область объекта. Обозначим начало и конец яркости фона F_1 и F_2 . Таким образом, баркод можно будет построить, начиная с 0-й яркости и до F_1 , продолжить с 255-й яркости до F_2 и закончить с F_2 до F_1 .

Сократив ненужную информацию, удастся сократить и размер характеристики, при этом увеличив ее мощность. Стоит заметить, что данная модификация работает только с хорошо выраженным фоном, впрочем, даже без этого она чаще всего работает корректно, поэтому при обработке очень больших изображений лучше всего использовать именно ее, так как это сократит время работы программы в два раза.

Сравнение баркодов

Для сравнения баркодов можно использовать довольно широкий набор способов. Несмотря на то, что баркоды подразумевают схожесть значений для схожих изображений, следует иметь некоторую базу идеалов и за схожесть принимать лучшее совпадение.

Каждое число в характеристике означает количество живых дыр на каждой яркости. На графике (рис. 3 (а)) это можно представить как вертикальные отрезки.

Однако под баркодом подразумевают именно горизонтальные отрезки, поэтому необходимо преобразовать вертикальные отрезки в горизонтальные (рис. 3 (б)). Для этого достаточно просто «срезать» каждый слой на каждой вертикальной отметке и поместить отдельные отрезки на отдельные уровни (рис. 3 (в)).

Само же сравнение можно делать по-разному. Фиксированный размер характеристики (256 чисел) идеально подошел бы для нейросетевого классификатора, хотя можно пойти дальше и извлечь признаки уже из баркода с помощью методов датамайнинга.

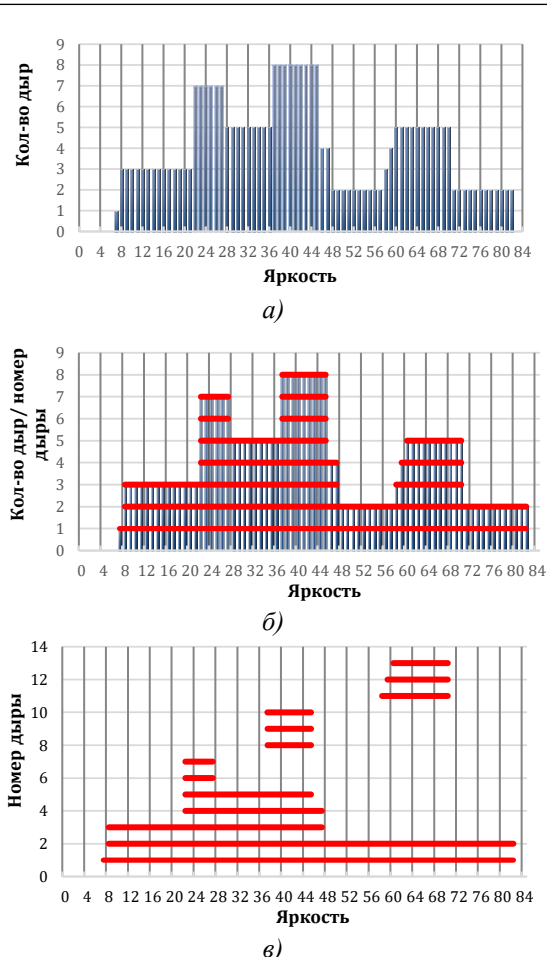
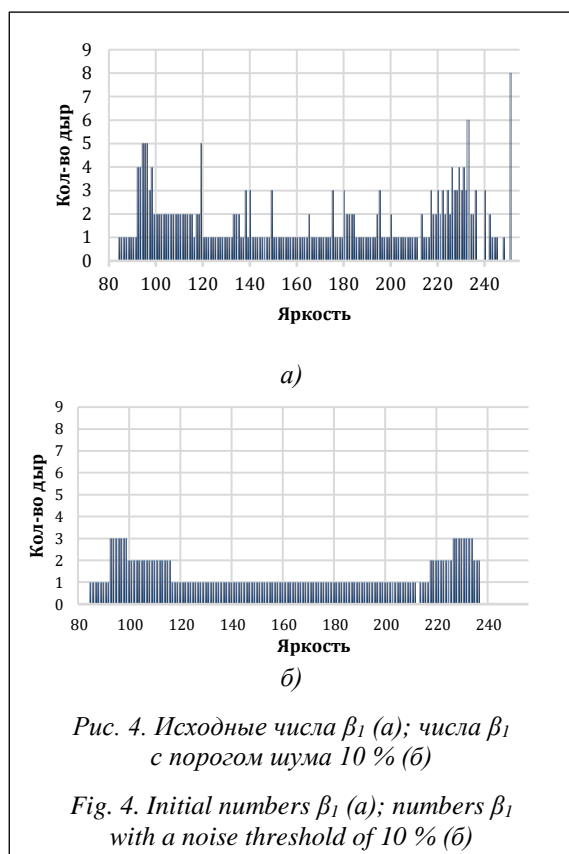


Рис. 3. Числа Бетти (а); выявление отрезков из чисел Бетти (б); размещение отрезков на отдельных уровнях (в)

Fig. 3. Betti numbers (a); identification of segments from Betti numbers (б); placement of segments on individual levels (в)

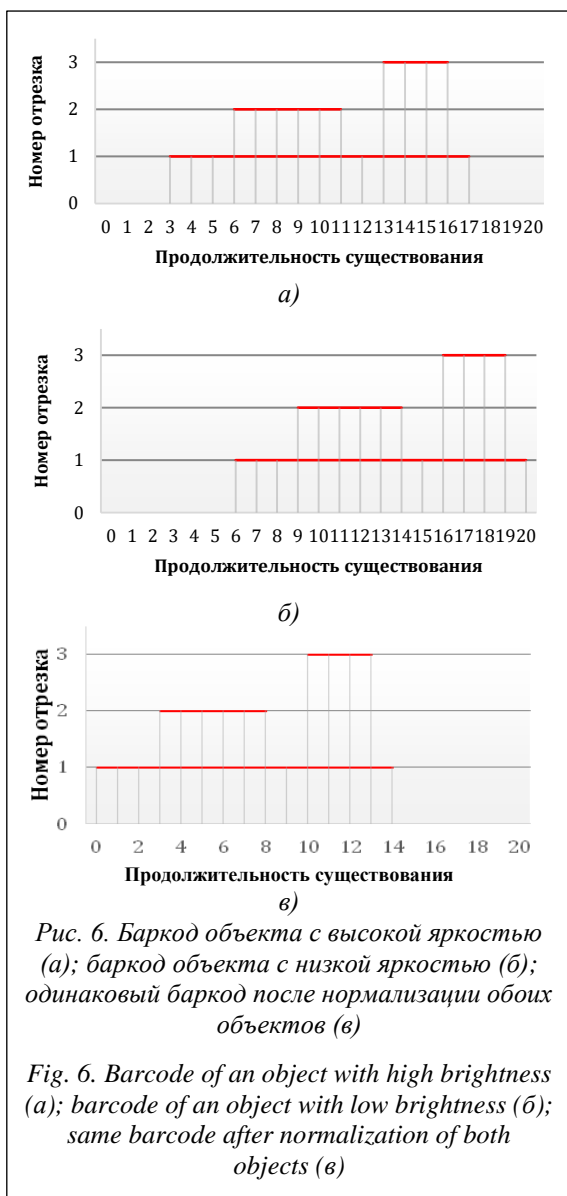
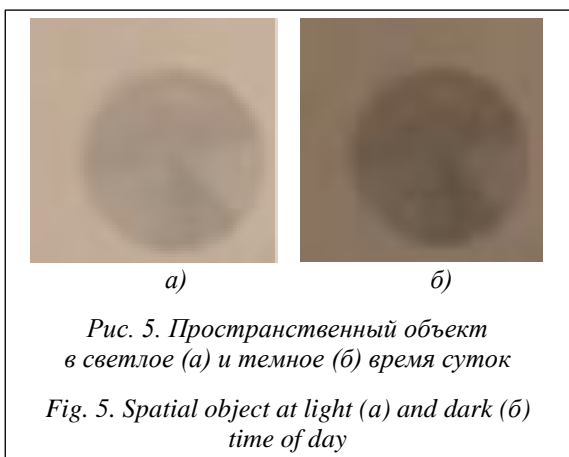
Сравнение баркодов сводится к сравнению отрезков компонент друг с другом. Прежде всего стоит уделить внимание предобработке отрезков баркода. Сначала необходимо отсеять «мусор» в виде мелких отрезков, чья длина слишком мала, чтобы сделать вклад в итоговую характеристику. Пример отсеивания показан на рисунке 4.

Также следует учитывать такой факт, как яркость изображения. Снимки делаются в разное время и при разной освещенности, поэтому даже в один снимок может попасть местность из двух разных промежутков времени (рис. 5 (а, б)). Так что, при сравнении отрезков можно использовать относительную продолжительность их существования. Ее суть заключается в том, что берется начало появления дыры, которая стала существовать раньше



всех, и вычитается из всех дыр. Таким образом, баркоды у светлого объекта (рис. 6 (а)) и темного (рис. 6 (б)) будут одинаковыми (рис. 6 (в)) после нормализации, а возможная погрешность уйдет вместе с порогом шума.

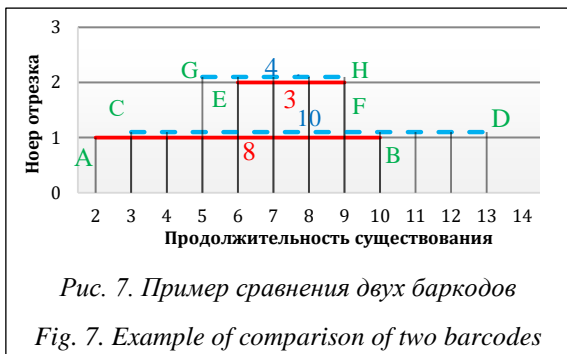
Рассмотрим пример сравнения двух баркодов (рис. 7). Для оценки их схожести сначала следует рассчитать общую сумму всех отрезков (в данном случае она равна 25). Это необходимо для определения вклада каждого отрезка. Затем нужно отсортировать отрезки в каждом баркоде по убыванию, чтобы можно было приступить к сравнению. Первыми срав-



ниваются отрезки AB и CD . Их суммарный вклад будет равен 72 % (18/25).

Следующий шаг – расчет отношения пересечения отрезков. Для этого необходимо взять их общую зону пересечения, которая будет равна длине отрезка M_1M_2 , где $M_1 = \max(A, C)$, а $M_2 = \min(B, D)$. Получившийся отрезок необходимо разделить на наибольшую из длин сравниваемых отрезков, то есть $\max(AB, CD)$. На рисунке 7 длина отрезка M_1M_2 равна 7, CD длиннее AB , максимальная длина равна 10.

Зная длины, можно определить процент схожести отрезков: (длина M_1M_2)/ $\max(AB, CD) = 0,7$. Данный результат умножается на вклад этих отрезков, то есть на 72 %: $0,7 \cdot 0,72 = 0,504$. Алгоритм применяется для каждой пары отрезков.



Результатом схожести двух баркодов будет сумма всех оценок схожестей. В рассматриваемом случае она равна 71 %: $0,504 + 0,21 = 0,714$.

Помимо сравнения отсортированных линий, можно для каждой линии из первого баркода искать наиболее схожую линию из второго баркода. Это позволит более точно узнавать схожесть баркодов.

При использовании быстрых методов сортировки в первом алгоритме данный метод может проигрывать по времени работы, но конкретные цифры зависят от языка программирования и реализации алгоритмов. В данной разработке используется именно второй метод, так как при тестировании производительность практически не упала по сравнению с первым методом.

Поиск объектов на геоснимках

Геоснимок – это большое изображение, иногда содержащее более 100 миллионов пикселей, в то время как изображения с искомыми объектами, формирующие эталонную выборку, могут не превышать размера 100 на 100 пикселей. Выделить фон автоматически, во-первых, не всегда возможно, а во-вторых, не особо корректно, поэтому для наибольшей эффективности важно дать пользователю инструментарий для точной настройки.

В качестве примера на рисунке 8 (а) показан процесс выделения айсбергов. Фон на нем неоднородный (присутствует часть материка), из-за чего использовать простую функцию выделения не получится. Лучше всего подойдет метод среднего сдвига, позволяющий выделить почти все объекты (см. рис. 8 (б)).

Эталонный объект можно загрузить либо с компьютера, либо прямо из списка найденных. Чем больше уникальных эталонов, тем выше точность сравнения. Загруженные эталоны будут использоваться для поиска айсбергов (см.

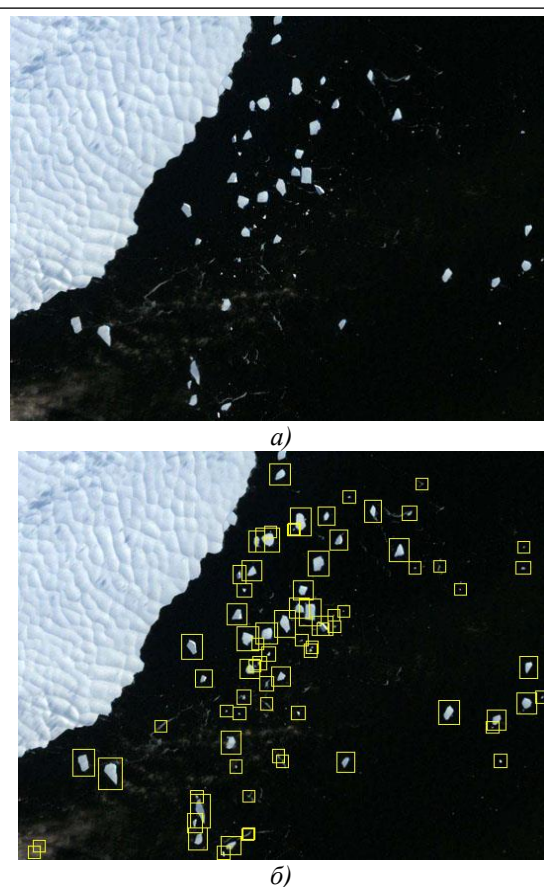


Рис. 8. Снимок (1999 г.) части дрейфующего в теплых водах гигантского айсберга B10A и отделившихся от него айсбергов (а); все выделенные программой объекты интереса (б)

Fig. 8. Image (1999) of a part of a giant B10A iceberg drifting in warm waters and icebergs separated from it (a); all objects of interest selected by the program (b)

<http://www.swsys.ru/uploaded/image/2021-1/2021-1-dop/5.jpg>.

При сравнении алгоритм возвращает коэффициент схожести, поэтому пользователю необходимо выбрать минимально необходимую схожесть объекта (см. <http://www.swsys.ru/uploaded/image/2021-1/2021-1-dop/6.jpg>).

Стоит напомнить, что баркоды похожи на SimHash: если объекты кардинально разные, то схожесть их баркодов будет приближена к нулю, в то время как для хоть немного схожих объектов коэффициент схожести может начинаться уже с 15–20 % (см. <http://www.swsys.ru/uploaded/image/2021-1/2021-1-dop/7.jpg>).

Получившийся результат подтверждает корректность работы алгоритма.

Заключение

В статье описан разработанный программный комплекс для поиска пространственных объектов на спутниковых изображениях. Основу комплекса составляют как классические подходы для обработки изображений, так и новые перспективные технологии на основе методов топологического анализа данных. Для загруженных эталонов и обнаруженных объектов вычисляются топологические характеристики в виде баркода. Сравнение пространственных объектов происходит в пространстве баркодов. Программный комплекс имеет ряд

настроек, которые позволяют проводить поиск на растровом изображении объектов с заданной точностью для дальнейшей классификации и обработки.

Приведены примеры использования программного комплекса для обнаружения айсбергов на спутниковых изображениях при различных параметрах. Топологический анализ и методы персистентной гомологии для обработки изображений показали высокие результаты и требуют глубокого изучения для разработки новых подходов при анализе спутниковых снимков, а также изображений в других областях, что является предметом будущих исследований.

Литература

1. Визильтер Ю.В., Горбацевич В.С., Вишняков Б.В., Сидякин С.В. Поиск объектов на изображении с использованием морфлетных описаний // Компьютерная оптика. 2017. Т. 41. № 3. С. 406–411. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-3-406-411.
2. Денисова А.Ю., Мясников В.В. Обнаружение аномалий на гиперспектральных изображениях // Компьютерная оптика. 2014. Т. 38. № 2. С. 287–296.
3. Magdeev R.G., Tashlinskii A.G. A comparative analysis of the efficiency of the stochastic gradient approach to the identification of objects in binary images. Pattern Recognition and Image Analysis, 2014, vol. 24, no. 4, pp. 535–541. DOI: 10.1134/S1054661814040130.
4. Sadowski C., Levin G. SimHash: Hash-Based Similarity Detection. 2007. URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.473.7179&rep=rep1&type=pdf> (дата обращения: 03.08.2020).
5. Xu Y., Qi L. SimHash-based similar neighbor finding for scalable and privacy-preserving service recommendation. Lecture Notes in Computer Science, 2017, vol. 10603, pp. 113–122.
6. Carlsson G. Topological pattern recognition for point cloud data. Acta Numerica, 2014, vol. 23, pp. 289–368. DOI: 10.1017/S0962492914000051.
7. Edelsbrunner H., Harer J. Computational Topology: An Introduction. 2009, 282 p.
8. Еремеев С.В., Андрианов Д.Е., Титов В.С. Алгоритм совмещения пространственных объектов разномасштабных карт на основе топологического анализа // Компьютерная оптика. 2019. Т. 43. № 6. С. 1021–1029. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-6-1021-1029.
9. Макаренко Н.Г., Уртьев Ф.А., Князева И.С., Малкова Д.Б., Пак И.Т., Каримова Л.М. Распознавание текстур на цифровых изображениях методами вычислительной топологии // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2015. Т. 12. № 1. С. 131–144.
10. Еремеев С.В., Романов С.А. Алгоритм сегментации изображений на основе персистентной гомологии для решения задач поиска дефектов // Изв. Юго-Западного гос. ун-та. 2020. Т. 24. № 1. С. 144–158. DOI: 10.21869/2223-1560-2020-24-1-144-158.

Software & Systems
DOI: 10.15827/0236-235X.133.201-208

Received 14.08.20
2021, vol. 34, no. 1, pp. 201–208

Software complex for detection and classification of natural objects based on topological analysis

S.V. Eremeev¹, Ph.D. (Engineering), Associate Professor, sv-eremeev@yandex.ru
A.V. Abakumov¹, Master Student, artem210966@yandex.ru

¹ Murom Institute Vladimir State University, Murom, 602264, Russian Federation

Abstract. The algorithm of natural objects search on satellite images requires a certain balance. Due to natural character, there are no two completely identical objects, so this problem requires some stability from the algorithm. For such purposes, topological data analysis methods can be used. These methods allow us to obtain a unique characteristic of the image as barcodes, which can be used as training by most modern classifiers.

Software complex, based on topological analysis methods, has been developed. It allows us to search for a necessary natural object on a raster image for its further classification and processing. The software complex structure includes several subsystems. They are a subsystem of interest areas selection on the image, a subsystem of barcode building, a subsystem of similar objects search, and a subsystem of found objects output.

The principles of selecting objects of interest in images, building barcodes, and comparing them are described in detail. Topological characteristics in the form of Betty numbers are calculated for each spatial object selected on the geo-image. These characteristics are the basis for building the barcode. The process of image decomposition into a sequence of binary images to obtain stable topological characteristics is shown. The principle of barcode comparison for determining the similarity of selected areas of interest with reference objects is demonstrated.

There are examples of using software complex for the search problem for ice on the raster image in the paper. The results of found objects with different degree of similarity regarding templates depending on the specified parameters are shown. The software complex can be used for a wide range of problems of natural objects analysis on satellite images including data processing for a different time and on different scales.

Keywords: satellite image, barcodes, Betty numbers, topological analysis, persistent homology, image processing, image characterization, image hash.

References

1. Vizilter Yu.V., Gorbachevich V.S., Vishnyakov B.V., Sidyakin S.V. Object detection in morphlet descriptions. *Computer Optics*, 2017, vol. 41, no. 3, pp. 406–411 (in Russ.). DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-3-406-411.
2. Denisova A.Yu., Myasnikov V.V. Anomaly detection for hyperspectral imaginary. *Computer Optics*, 2014, vol. 38, no. 2, pp. 287–296 (in Russ.).
3. Magdeev R.G., Tashlinskii A.G. A comparative analysis of the efficiency of the stochastic gradient approach to the identification of objects in binary images. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2014, vol. 24, no. 4, pp. 535–541. DOI: 10.1134/S1054661814040130.
4. Sadowski C., Levin G. *SimHash: Hash-Based Similarity Detection*. 2007. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.473.7179&rep=rep1&type=pdf> (accessed August 3, 2020).
5. Xu Y., Qi L. SimHash-based similar neighbor finding for scalable and privacy-preserving service recommendation. *Lecture Notes in Computer Science*, 2017, vol. 10603, pp. 113–122.
6. Carlsson G. Topological pattern recognition for point cloud data. *Acta Numerica*, 2014, vol. 23, pp. 289–368. DOI: 10.1017/S0962492914000051.
7. Edelsbrunner H., Harer J. *Computational Topology: An Introduction*. 2009, 282 p.
8. Ereemeev S.V., Andrianov D.E., Titov V.S. An algorithm for matching spatial objects of different-scale maps based on topological data analysis. *Computer Optics*, 2019, vol. 43, no. 6, pp. 1021–1029 (in Russ.). DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-6-1021-1029.
9. Makarenko N.G., Urtiev F.A., Knyazeva I.S., Malkova D.B., Pak I.T., Karimova L.M. Texture recognition in digital images by computational topology methods. *Sovr. Probl. DZZ Kosm.*, 2015, vol. 12, no. 1, pp. 131–144 (in Russ.).
10. Ereemeev S.V., Romanov S.A. An algorithm of image segmentation based on persistent homology for solving defects searching problems. *Proceedings of the Southwest State University*, 2020, vol. 24, no. 1, pp. 144–158 (in Russ.). DOI: 10.21869/2223-1560-2020-24-1-144-158.

Для цитирования

Еремеев С.В., Абакумов А.В. Программный комплекс для обнаружения и классификации природных объектов на основе топологического анализа // Программные продукты и системы. 2021. Т. 34. № 1. С. 201–208. DOI: 10.15827/0236-235X.133.201-208.

For citation

Ereemeev S.V., Abakumov A.V. Software complex for detection and classification of natural objects based on topological analysis. *Software & Systems*, 2021, vol. 34, no. 1, pp. 201–208 (in Russ.). DOI: 10.15827/0236-235X.133.201-208.