

КРАТКИЕ СООБЩЕНИЯ BRIEF REPORTS

УДК 004.021

DOI: 10.24151/1561-5405-2017-22-2-187-191

Алгоритм кластеризации ключевых точек на изображениях ИК-диапазона

В.П. Семаков

*Национальный исследовательский университет «МИЭТ»,
г. Москва, Россия*

siomvas@mail.ru

Предложен подход к разделению на кластеры объектов на изображениях ИК-диапазона. В качестве данных для кластеризации использовано множество ключевых точек-соответствий, получаемых с помощью алгоритмов SIFT, SURF, ORB. Составлена типовая схема обнаружения объекта и проведен анализ алгоритмов кластеризации. Выявлены ограничения при использовании существующих подходов, которые подтолкнули к созданию собственного решения задачи кластеризации. Разработанный алгоритм протестирован, показана его эффективность для изображений ИК-диапазона. Результаты данного подхода к кластеризации могут быть использованы для классификации объектов по площади.

Ключевые слова: обработка изображений; кластеризация; ключевые точки; изображение ИК-диапазона.

Для цитирования: Семаков В.П. Алгоритм кластеризации ключевых точек на изображениях ИК-диапазона // Изв. вузов. Электроника. – 2017. – Т.22. – №2. – С. 187–191. DOI: 10.24151/1561-5405-2017-22-2-187-191

Clustering Algorithm of Key Points on IR-Range Images

V.P. Semakov

National Research University of Electronic Technology, Russia, Moscow

siomvas@mail.ru

An approach to division into clusters of the objects on the IR-range images has been proposed. As the data for clustering a set of the key points-correspondences, obtained using the SIFT, SURF, ORB algorithms has been used. A typical object detection circuit has been compiled and the analysis of clustering algorithms has been performed. The constraints while using the existing approaches, which had pushed to creation of the clustering problem solution, have been revealed. The developed algorithm has been tested and has demonstrated its efficiency for the IR-range images. The results of the given approach to clustering can be used for classification of objects by area.

Keywords: image processing; clustering; IR-range image; key points.

© В.П. Семаков, 2017

For citation: Semakov V.P. Clustering Algorithm of Key Points on IR-Range Images // Proc. of universities. Electronics. – 2017. – Vol.22. – №2. – P. 187–191. DOI: 10.214151/1561-5405-2017-22-2-187-191

Современные алгоритмы обнаружения объектов, такие как SIFT, SURF и ORB [1], основаны на поиске ключевых точек на изображении, которые удобно использовать в силу их инвариантности к поворотам и масштабированию изображений. Для поиска объекта на изображении в алгоритмах используется сопоставление. В связи с тем, что полученный в результате сопоставления набор ключевых точек-соответствий обычно неравномерно распределен по всему изображению, возникает проблема локализации объекта. Современные подходы к локализации объекта подразумевают проведение кластеризации исходных данных изображения.

Для изображений ИК-диапазона трудно предугадать количество имеющихся на них объектов. При известных параметрах камеры и места съемки можно вычислить предполагаемые линейные размеры искомого объекта. Рассмотрим возможность применения уже существующих алгоритмов для решения задачи кластеризации, исходя из описанных условий работы.

Группу алгоритмов кластеризации [2] k -means и c -means [3] невозможно применить для решения задачи ввиду отсутствия априорной информации о количестве кластеров на изображении. По параметрам размера кластера может работать иерархический алгоритм кластеризации [4], однако его система полных разбиений создает много избыточных вычислений. При известных линейных размерах объекта допустимо использовать алгоритм выделения связанных компонент [5].

Разработанный алгоритм кластеризации продолжает концепцию алгоритма выделения связанных компонент и содержит оптимизации для повышения быстродействия и уменьшения вычислительных затрат. Особенностью алгоритма является получение в качестве исходных данных набора точек-соответствий искомому объекту (рис.1).

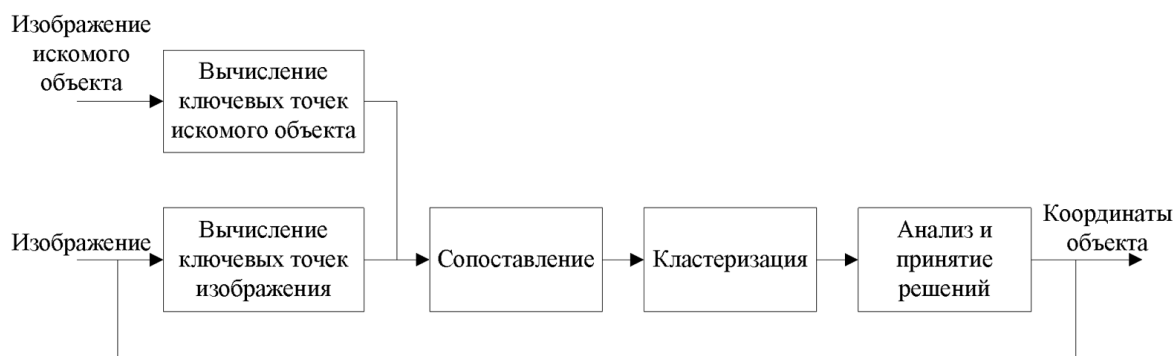


Рис.1. Типовая схема алгоритма обнаружения объектов

При работе с изображениями ИК-диапазона и известными линейными размерами искомого объекта работу алгоритма кластеризации точек-соответствий можно представить следующим образом (рис.2).

Блоки 1,2. Алгоритм получает набор ключевых точек-соответствий P и параметр максимально допустимого расстояния между точками в пределах одного кластера D и строит таблицу расстояний [6] для каждой пары точек (P_i, P_j) из набора P .

Блок 3. Проверяется наличие точек для кластеризации: если доступных точек нет, то алгоритм завершает свою работу, иначе осуществляется переход к блоку 4. Перед первой итерацией алгоритма все точки доступны для кластеризации.

Блок 4. Отыскивается минимальное расстояние между парами точек, доступных для кластеризации из таблицы.

Блок 5. Минимальное расстояние для пары точек (P_i, P_j) сравнивается с D : если минимальное расстояние превышает D , алгоритм переходит к блоку 7, иначе выполняются блоки 6, 8, 9, 10.

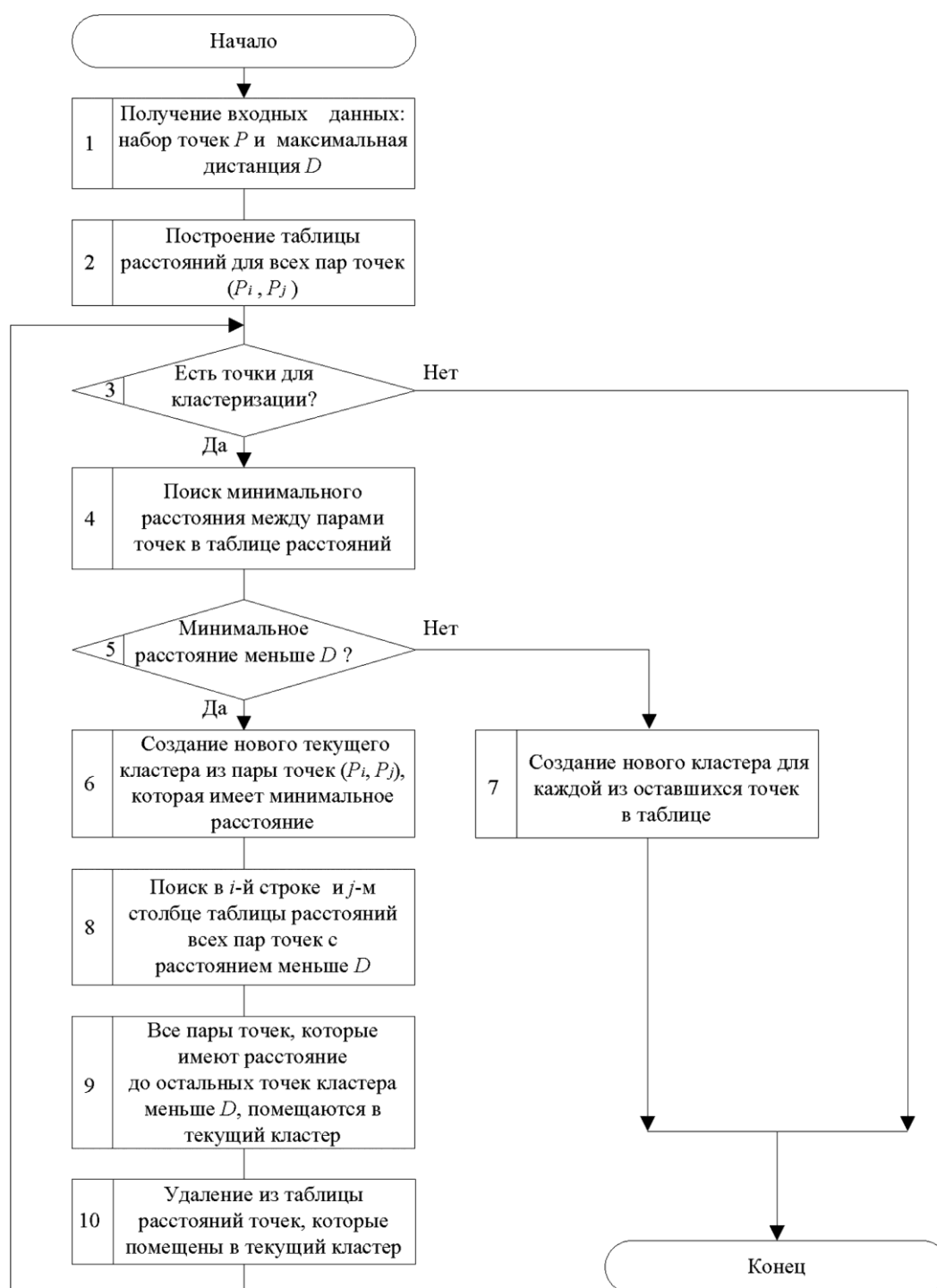


Рис.2. Структурная схема алгоритма кластеризации

Блок 7. Распределение доступных для кластеризации точек по принципу: каждая точка помещается в новый кластер, после чего работа алгоритма завершается.

Блоки 6, 8, 9, 10. Создание из пары точек (P_i, P_j) множества нового кластера и продолжение работы с ним. Поиск в i -й строке и j -м столбце таблицы расстояний всех пар точек-кандидатов, дистанция до которых не превышает D . Проверка расстояния от каждой точки в текущем кластере до всех точек-кандидатов в кластер: если точка-кандидат удалена от других точек класте-

ра на расстояние менее D , она добавляется в текущий кластер. Все точки, добавленные в текущий кластер, удаляются из дальнейшего рассмотрения. Переход к блоку 3.

Результат работы алгоритма – формирование набора кластеров и множества ключевых точек в каждом из них. Оценивая вычислительную сложность алгоритма, можно отметить, что самой ресурсоемкой операцией является вычисление расстояния для всех пар точек. Эту операцию требуется выполнить $n(n-1)/2$ раз, поэтому вычислительную сложность разработанного алгоритма можно оценить как $O(n^2)$, где n – количество точек, подвергающихся кластеризации.

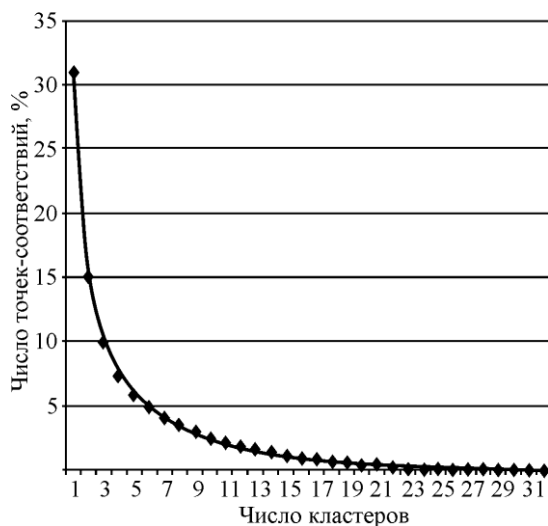


Рис. 3. Зависимость распределения точек-соответствий на изображении ИК-диапазона после кластеризации

Представленный алгоритм может быть применен для обнаружения искомого объекта при селекции по линейным размерам. В ходе исследований протестированы результаты для ключевых точек-соответствий искомому объекту, полученных с помощью алгоритма ORB.

При проведении эксперимента составлена выборка из 1000 изображений ИК-диапазона с заданными параметрами линейных размеров искомого объекта и вычисленными наборами точек-соответствий. Над каждым набором из выборки проведена кластеризация с помощью разработанного алгоритма. Найденные кластеры отсортированы по количеству точек. Затем вычислено отношение количества точек в каждом кластере к общему их числу. Полученные данные статистических исследований для отношений из экспериментальной выборки представлены на рис. 3.

Результаты кластеризации точек-соответствий могут быть использованы для определения координат искомого объекта, выбираемого по площади. Значимые данные кластеризации, представляющие интерес для обнаружения объекта, содержат первые пять кластеров. В остальных кластерах число точек-соответствий изменяется незначительно и определяется неоднородностью экспериментальной выборки. При этом соотношение количества точек в кластерах отражает разницу более чем в два раза между самым крупным и вторым по величине кластером. Результаты соотношения точек-соответствий свидетельствуют о том, что самый большой по числу точек кластер алгоритма с высокой вероятностью является искомым объектом. Таким образом, при адекватно подобранном значении линейного размера объекта для кластеризации можно выделить его на изображении.

Литература

1. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. – California, 2012.
2. Jain A., Murty M., Flynn P. Data clustering: a review // ACM Computing Surveys. – 1999. – Vol. 31. – No. 3. – 264–323.
3. Котов А., Красильников Н. Кластеризация данных, 2006 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://logic.pdmi.ras.ru/~yura/internet/02ia-seminar-note.pdf> (дата обращения: 28.10.2016).
4. Николенко С. Кластеризация и алгоритм ЕМ, 2012 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlau12/10-clustem.pdf> (дата обращения: 28.10.2016).
5. Воронцов К.В. Алгоритмы кластеризации и многомерного шкалирования: курс лекций. – М.: МГУ, 2007. – 18 с.
6. Стрижов В.В., Кузнецов М.П., Рудаков К.В. Метрическая кластеризация последовательностей аминокислотных остатков в ранговых шкалах // Математическая биология и биоинформатика. – 2012. – Т. 7. – № 1. – С. 345–359.

Поступило 5.05.2016. г.; принято к публикации 24.01.2017 г.

Семаков Василий Павлович – инженер-программист НИИ вычислительных систем и средств управления МИЭТ (Россия, 124498, г. Москва, г. Зеленоград, пл. Шокина, д.1), siomvas@mail.ru.

References

1. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. *ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF*. California, 2012.
2. Jain A., Murty M., Flynn P. Data clustering: a review. *ACM Computing Surveys*, 1999, vol. 31, no. 3, pp. 264–323.
3. Kotov A., Krasil'nikov N. *Klasterizatsiya dannykh* [Data Clustering], 2006. Available from: <http://logic.pdmi.ras.ru/~yura/internet/02ia-seminar-note.pdf> (accessed 28.10.2016). (In Russian).
4. Nikolenko S. *Klasterizatsiya i algoritm EM* [Clustering and the EM (Expectation-Maximization) algorithm], 2012. Available from: <http://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlau12/10-clustem.pdf> (accessed 28.10.2016). (In Russian).
5. Vorontsov K.V. *Algoritmy klasterizatsii i mnogomernogo shkalirovaniya: kurs lektsij* [Algorithms for clustering and multidimensional scaling: A course of lectures]. Moscow, MGU, 2007, 18 p. (In Russian).
6. Strizhov V.V., Kuznetsov M.P., Rudakov K.V. Metricheskaya klasterizatsiya posledovatel'nostej aminokislotnykh ostatkov v rangovykh shkalakh [Metric clustering of sequences of amino acid residues in rank scales]. *Matematicheskaya biologiya i bioinformatika – Mathematical biology and bioinformatics*, 2012, vol. 7, no. 1, pp. 345–359. (In Russian).

Submitted 5.05.2016; accepted 24.01.2017