



УДК 004.932

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ГРАНИЦ ПОВЕРХНОСТЕЙ В ЗАДАЧЕ СОВМЕЩЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ТРЕХМЕРНЫХ СЦЕН

С.В. Пономарев^{a,b}^a Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация^b Государственный оптический институт имени С.И. Вавилова, Санкт-Петербург, 199034, Российская Федерация

Адрес для переписки: sv.v.ponomarev@gmail.com

Информация о статье

Поступила в редакцию 01.05.17, принята к печати 07.06.17

doi: 10.17586/2226-1494-2017-17-4-694-701

Язык статьи – русский

Ссылка для цитирования: Пономарев С.В. Исследование методов детектирования границ поверхностей в задаче совмещения изображений трехмерных сцен // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2017. Т. 17. № 4. С. 694–701. doi: 10.17586/2226-1494-2017-17-4-694-701

Аннотация

Представлен иерархический структурный алгоритм совмещения изображений трехмерных сцен. При его разработке в качестве основы был взят двумерный алгоритм сопоставления структурных элементов, построенных на базе контурного описания изображений. Алгоритм позволяет достигать высокой точности совмещения и осуществлять робастное сопоставление пар изображений, снятых с разных ракурсов, в разное время года и суток и с помощью сенсоров различного типа, однако не способен сопоставлять изображения трехмерных сцен, где требуется применять различающиеся модели геометрических преобразований к разным частям изображения. Трехмерная версия алгоритма дает возможность преодолеть данное ограничение, но обладает меньшей устойчивостью по отношению к изменениям условий съемки. Ключевым этапом работы алгоритма является построение контурных трехмерных описаний сцен. С целью повышения устойчивости алгоритма проведено исследование методов обнаружения границ поверхностей в трехмерном пространстве. Дана количественная оценка точности и быстродействия представленных методов. Предложена модификация структурного алгоритма совмещения на основе результатов исследования. Разработанный алгоритм может быть использован для решения задачи автоматической навигации беспилотных летательных аппаратов и автономных наземных роботов в условиях, характеризующихся высокой степенью априорной неопределенности сюжета.

Ключевые слова

структурное сопоставление, совмещение изображений, детектирование границ, трехмерное пространство

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации и частично при государственной поддержке ведущих университетов Российской Федерации (субсидия 074-U01).

STUDY OF EDGE DETECTION TECHNIQUES IN 3D IMAGE MATCHING PROBLEM

S.V. Ponomarev^{a,b}^a ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation^b S.I. Vavilov State Optical Institute, Saint Petersburg, 199034, Russian Federation

Corresponding author: sv.v.ponomarev@gmail.com

Article info

Received 01.05.17, accepted 07.06.17

doi: 10.17586/2226-1494-2017-17-4-694-701

Article in Russian

For citation: Ponomarev S.V. Study of edge detection techniques in 3D image matching problem. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2017, vol. 17, no. 4, pp. 694–701 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2017-17-4-694-701

Abstract

The paper deals with the problem of image matching in three-dimensional space using contour description. An object-independent hierarchical structural juxtaposition algorithm is proposed. It is based on 2D structural matching algorithm using an alphabet of simple object-independent contour structural elements. This algorithm proved to be sufficiently robust and reliable for matching successfully the pictures of natural landscapes taken in differing seasons from differing aspect angles by differing sensors (the visible optical, IR, and SAR pictures, as well as the depth maps and geographical vector-type maps),

but was unable to compare images of three-dimensional scenes, where it is required to apply different models of geometric transformations to different parts of the image. The three-dimensional version of the algorithm gives the possibility to overcome this limitation, but it is less robust with relation to changes in aspect angles. One of the key stages of the presented algorithm is the building of 3D scene contour descriptions. In order to increase the robustness of the algorithm a study of 3D edge detection techniques is carried out. The quantitative estimation of accuracy and speed of the presented techniques is given. The modification of the 3D structural matching algorithm based on the results of the study is proposed. The developed technique can be used for automatic navigation of extremely low flying unmanned vehicles or autonomous terrestrial robots in view of conditions with high degree a priori scene uncertainty.

Keywords

structural matching, image alignment, edge detection, three-dimensional space

Acknowledgements

The work was supported by the RF Ministry of Education and Science, and partially by the Government of the Russian Federation (grant 074-U01).

Введение

Проблема автоматизации операций анализа и интерпретации содержания изображений становится все более актуальной в различных областях науки и техники, связанных с обработкой визуальной информации. Одной из базовых операций, требующих автоматизации, является сопоставление двух изображений, полученных для разных ракурсов съемки или для различных типов сенсоров. Использование информации о третьей координате, которую можно извлечь с помощью современных датчиков расстояния, позволяет перейти к разработке алгоритмов узнавания изображений трехмерных сцен, сформированных в существенно меняющихся условиях наблюдения.

В настоящее время разработано большое количество методов сопоставления изображений в трехмерном пространстве, которые основываются на использовании внешнего вида объектов (appearance-based) [1], на сопоставлении контуров объектов (silhouette-based) [2], а также на полном переборе для поиска точек соответствия [3]. Также распространены трехмерные корреляционные методы [4] и методы, использующие локальные дескрипторы трехмерных поверхностей [5].

Большинство существующих методов демонстрирует эффективность и высокую точность работы, но лишь в контролируемых условиях, например, при сопоставлении изображений объектов с гладкими искусственными поверхностями. При работе с поверхностями естественных объектов, микроструктура которых радикально меняется при изменении освещения или ракурса наблюдения, описание локальных дескрипторов недопустимо искажается. В подобных условиях большой потенциал имеют методы, основанные на использовании иерархического структурного представления изображений [6].

При разработке алгоритма, реализующего решение задачи сопоставления изображений в трехмерном пространстве, за основу был взят созданный коллективом российских ученых структурный метод совмещения изображений, работоспособный в условиях сезонно-суточных спектральных и геометрических изменений, смены ракурса наблюдения и свойств формирующего изображения датчика [7]. В ходе исследования данного алгоритма был предложен объектно-независимый структурный подход к решению задачи сопоставления изображений в трехмерном пространстве, однако разработанная модификация алгоритма для работы с изображениями трехмерных сцен позволяла получить качественный результат лишь при малых изменениях ракурса съемки и относительного положения камер.

Одним из возможных способов увеличения устойчивости исследуемого алгоритма к условиям съемки является повышение качества контурных описаний изображений трехмерных сцен, что напрямую влияет на точность результирующего структурного представления. В связи с этим актуальной задачей является исследование методов детектирования границ поверхностей в трехмерном пространстве.

Алгоритм структурного сопоставления изображений в трехмерном пространстве

Алгоритм структурного сопоставления включает в себя следующие основные операции:

1. выделение контуров в исходных изображениях;
2. формирование структурных элементов и их описание;
3. сопоставление структурных элементов анализируемых изображений;
4. расчет параметров взаимного преобразования сопоставляемых изображений и выполнение соответствующего геометрического преобразования.

При выделении контуров выполняется построение градиентного поля с помощью фильтра Дерише по всему изображению. На этапе вычисления контурного представления изображения также извлекается информация о дальности точек сцены. Полученные контуры формируют трехмерное контурное описание путем переноса точек контуров в трехмерное пространство с использованием карты дальности.

На втором этапе на полученном контурном представлении изображения в качестве пространственно разделенных структурных элементов выделяются и описываются прямые линии и углы между ними. Возможно также выделение криволинейных сегментов – отрезков дуг (может быть задано в виде опции). Соответствие выделенных элементов исходным контурам обеспечивается минимизацией среднеквадра-

точного отклонения (СКО) контурных точек от соответствующих точек структурных элементов. Для каждого контура определяются точки максимальной кривизны, которые делят его на отдельные сегменты, и рассчитывается длина сегментов. Выполняется аппроксимация контурного сегмента прямолинейным структурным элементом и рассчитывается ошибка аппроксимации. Выделенные линии анализируются с целью возможности их дополнения, объединения и т.д. Далее определяются углы между выделенными прямыми линиями. Информация о выделенных структурных элементах (местоположение, размеры, направление, номер соответствующего контура) составляет структурное описание изображения.

Процесс выделения структурных элементов представлен на рис. 1.

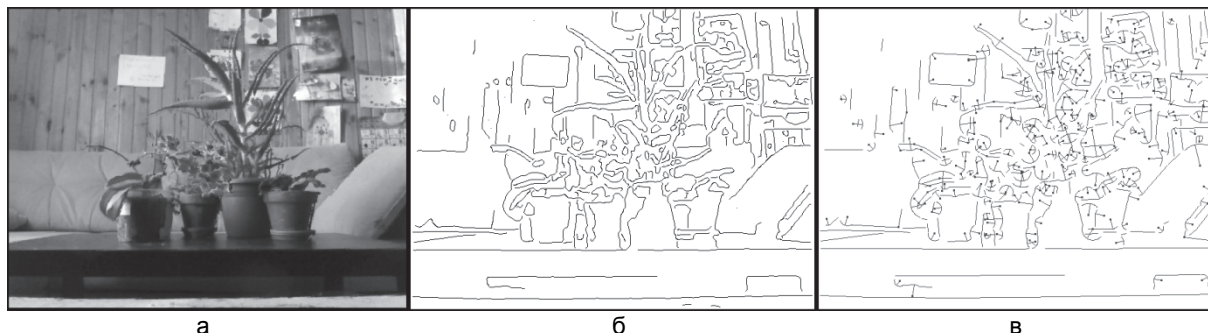


Рис. 1. Процесс выделения структурных элементов: оптическое изображение (а), контурное описание (б), найденные структурные элементы (в)

На третьем этапе сопоставление структурных элементов выполняется с помощью многоуровневого структурного классификатора, который осуществляет поиск наилучшего взаимного соответствия структурных элементов в двух изображениях и формирует набор пар соответствующих друг другу на паре изображений опорных точек (центров структурных элементов).

При переходе от одного ракурса к другому на изменение взаимного положения структурных элементов накладываются геометрические ограничения, следующие из уравнения проекции. В связи с этим становится необходимым выдвигать гипотезы о взаимном соответствии групп из нескольких структурных элементов на паре сопоставляемых изображений, чтобы установить непротиворечивость такой гипотезы законам проекции. Общая схема алгоритма сопоставления структурных элементов представлена на рис. 2.

На приведенном рисунке $\mathbf{s}_i = (x_i, y_i, z_i, \mathbf{r}_i)$ – i -й структурный элемент на первом изображении, имеющий координаты (x_i, y_i, z_i) и дополнительный вектор параметров \mathbf{r}_i ; \mathbf{s}'_i – i -й структурный элемент на втором изображении (общее число структурных элементов M и M' для первого и второго изображений); (i_1, i_2, i_3, i_4) и (i'_1, i'_2, i'_3, i'_4) – индексы перебираемых комбинаций структурных элементов, которые ставятся в соответствие; j, j' – индексы перебираемых структурных элементов при попарном сопоставлении, \mathbf{H} – матрица, описывающая проективное преобразование. Матрица проективного преобразования находится аналитически с использованием метода наименьших квадратов и решением системы линейных уравнений методом Гаусса.

Конечным результатом работы алгоритма является набор сопряженных точек и параметры соответствующего им проективного преобразования, которое с наибольшей достоверностью характеризует связь между двумя входными изображениями. Более подробное описание алгоритма представлено в [8].

Методы детектирования границ поверхностей изображений трехмерных сцен

К настоящему времени существует большое число методов, направленных на обнаружение границ поверхностей в трехмерном пространстве, которые можно разделить на отдельные группы. В [9] было предложено использование статистических критериев робастности для выделения контурного описания. Широко представлены методы, основанные на предварительной сегментации поверхностей и сегментации отдельных прямых на изображениях [10]. В то же время развивается подход, основанный на кластеризации облаков точек путем анализа векторов нормалей [11]. Ряд методов применяют метод движущихся наименьших квадратов (Moving Least Squares, MLS) для обнаружения возможных границ поверхностей [12].

Классификация методов детектирования границ также может быть выполнена на основе ограниченного характера входных данных для работы метода. Это могут быть методы, основанные на раздельной обработке оптического изображения и карты дальности [13], работающие с организованными [14] и неорганизованными [15] облаками точек. Следует отметить, что методы, которые работают с неорганизованными облаками точек, обычно способны работать и с организованными облаками точек (поскольку двумерный массив точек сохраняет свою структуру и может быть интерпретирован как одномерный), при этом методы, направленные на анализ организованных облаков точек, в большинстве случаев не способны обрабатывать неорганизованные и требуют дополнительной модификации.

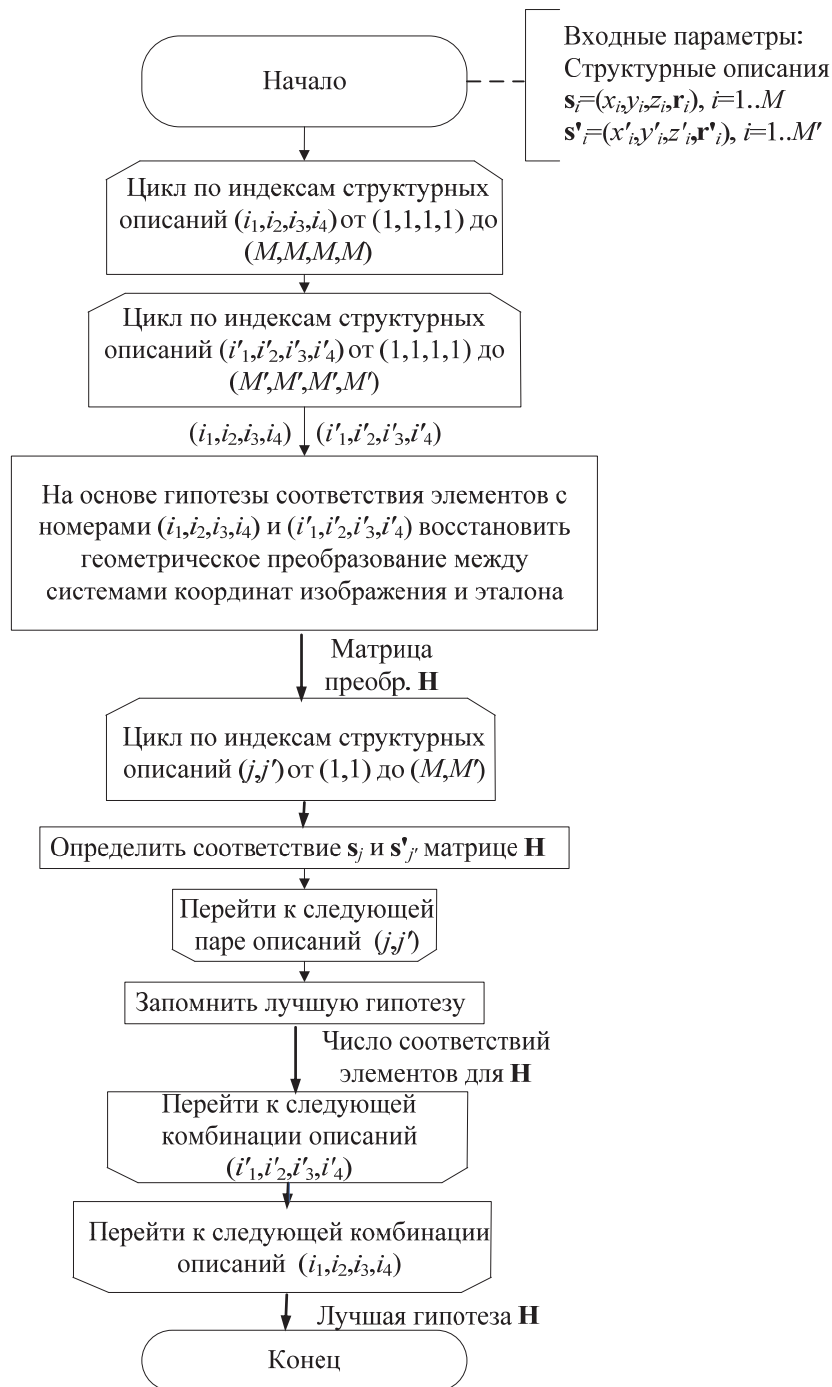


Рис. 2. Общая схема алгоритма структурного сопоставления

Отдельной проблемой при обнаружении границ в трехмерном пространстве являются возросшие требования к вычислительным ресурсам по сравнению с алгоритмами, работающими с двумерными изображениями. С целью снизить вычислительные затраты при обработке организованных облаков точек был предложен подход, основанный на применении рекурсивных фильтров, в частности, рекурсивного фильтра Дереше [16].

В рамках выполнения структурного сопоставления изображений трехмерных сцен входными данными являются пары связанных изображений, состоящие из оптического изображения и карты дальности, которые путем проецирования конвертируются в организованное облако точек. При этом не следует исключать и возможности получения данных в виде неорганизованного облака точек. В связи с этим представляется целесообразным провести исследования каждой из трех выделенных групп методов и сравнить надежность построения контурного описания.

Результаты экспериментов

Для проведения экспериментов были выбраны следующие методы:

1. раздельная обработка цветного изображения (оператор Кэнни) и карты дальности (поиск нарушения непрерывности) [14];
2. применение рекурсивного фильтра Дереше для организованного облака точек [16];
3. кластеризация по векторам нормалей для неорганизованного облака точек [11].

В качестве исходных данных для оценки точности построения контурного описания в трехмерном пространстве были выбраны изображения офисных помещений, полученные с помощью сенсора Kinect. Разрешение изображений составило 640×480 пикселей, регистрировались как оптическое изображение, так и карта дальностей. Вручную были размечены эталонные контурные описания для границ поверхностей на изображениях [17]. Оптические изображения вместе с эталонными контурными описаниями для трех выбранных сцен представлены на рис. 3.

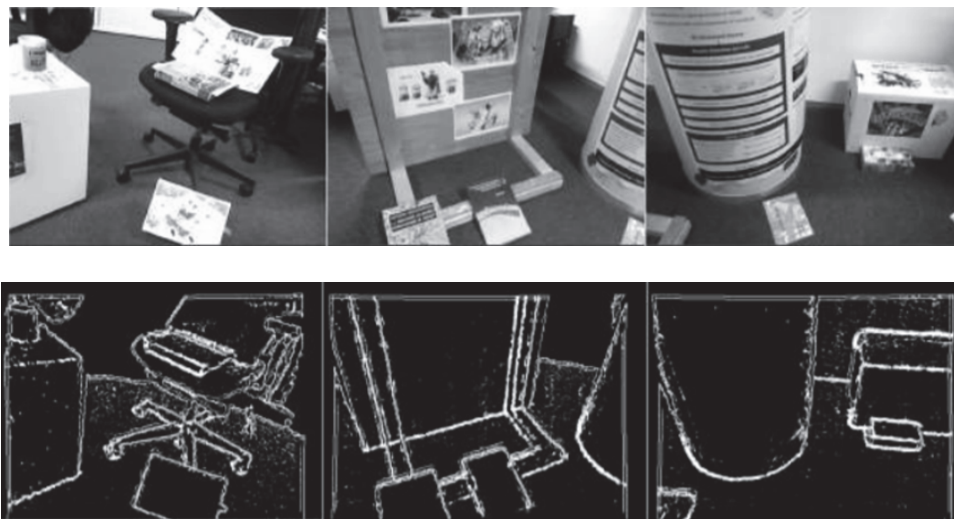


Рис. 3. Исходные данные для проведения исследований: оптическое изображение – сцена 1 (а), сцена 2 (б), сцена 3 (в); эталонное контурное описание – сцена 1 (г), сцена 2 (д), сцена 3 (е)

В качестве основной количественной характеристики, определяющей точность обнаружения границ поверхностей на изображениях трехмерных сцен, был выбрано среднее расстояние между точками полученного контурного описания для текущего метода и точками эталонного контурного описания D :

$$D = \frac{\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M \min \text{dist}(P_{1i}, P_{2j})}{0,5(N+M)}, \quad (1)$$

где $\text{dist}(P_{1i}, P_{2j}) = \sqrt{(x_{1i} - x_{2j})^2 + (y_{1i} - y_{2j})^2 + (z_{1i} - z_{2j})^2}$ – евклидово расстояние между двумя точками в трехмерном пространстве, P_{1i}, P_{2j} – i -ая точка текущего и j -ая точка эталонного контурного описания, x_{1i}, y_{1i}, z_{1i} – декартовы координаты i -ой точки текущего контурного описания, x_{2j}, y_{2j}, z_{2j} – декартовы координаты j -ой точки эталонного контурного описания; N, M – среднее количество точек для текущего и эталонного контурных описаний соответственно.

При вычислении данной характеристики для каждой точки эталонного контурного описания (1) ищется наиболее близкая точка текущего контурного описания на основании вычисляемого евклидова расстояния. Найденное таким образом минимальное расстояние до ближайшей точки текущего описания суммируется для всех точек эталонного описания и затем делится на среднее количество точек для сопоставляемых контуров. В связи с тем, что при возникновении ошибок в ходе построения контурного описания среднее расстояние между двумя контурами также возрастает, предложенная характеристика может служить наглядным показателем точности работы исследуемых методов. Величина расстояния D вместе со временем работы алгоритмов t , полученные для трех сцен, изображенных на рис. 3, представлены в табл. 1.

Сцены, используемые для исследования, представлены в табл. 1 в порядке убывания количества контуров для эталонного описания, при этом для каждой сцены наблюдается схожая тенденция в поведении методов выделения границ. Анализ результатов работы методов обнаружения границ поверхностей свидетельствует о том, что метод, основанный на раздельной обработке оптического изображения и карты дальности, показал наилучшее быстродействие, но уступил другим методам по точности построения контурного описания. Метод, основанный на кластеризации нормалей, показал наилучшую точность, однако заметно проиграл по времени выполнения. Метод, основанный на использовании рекурсивной фильтрации, показал как сравнительно высокую точность выделения контурного описания, так и сред-

ную скорость выполнения. В связи с этим при разработке модификации для алгоритма структурного сопоставления изображений в трехмерном пространстве был выбран метод, использующий рекурсивный фильтр Дерише.

Метод детектирования	Сцена 1		Сцена 2		Сцена 3		Среднее расстояние, усл. ед.	Среднее время, с
	D , усл. ед.	t , с	D , усл. ед.	t , с	D , усл. ед.	t , с		
Раздельная обработка	1,91	1,3	1,88	1,2	1,66	0,9	1,81	1,1
Рекурсивный фильтр	1,81	2,1	1,73	1,6	1,58	1,7	1,7	1,8
Кластеризация нормалей	1,78	3,9	1,71	3,3	1,55	3,2	1,68	3,4

Таблица 1. Результаты работы методов выделения границ (размер кадра 640×480, процессор AMD FX-8320 3.5 ГГц)

После внедрения данной модификации была проведена серия экспериментов с целью сравнения точности структурного сопоставления для исходного и модифицированного алгоритма в зависимости от изменения ракурса съемки. В качестве исходных данных были использованы оптические изображения с картами дальности, собранные в ходе работы [18]. Вместе с изображениями также сохранялась информация о траектории движения камеры, что позволило количественно оценить точность сопоставления изображений. Для этого вычислялась матрица преобразования сопоставляемых кадров, и найденное преобразование применялось к выделенным на первом изображении структурным элементам, т.е. становились известными эталонные координаты центров данных структурных элементов на втором изображении. Метрой точности служило СКО по координатам центров структурных элементов от эталонных значений.

На рис. 4 представлена серия изображений, снятых с последовательно увеличивающимся углом поворота и смещением по отношению к первому кадру. Благодаря известной траектории камеры было установлено, как изменялся ракурс съемки с течением времени, и в качестве характеристики сравниваемых кадров выбрано наибольшее изменение угла поворота по одной из осей. В табл. 2 представлена зависимость СКО структурного алгоритма сопоставления от ракурса съемки для исходного и модифицированного алгоритма.

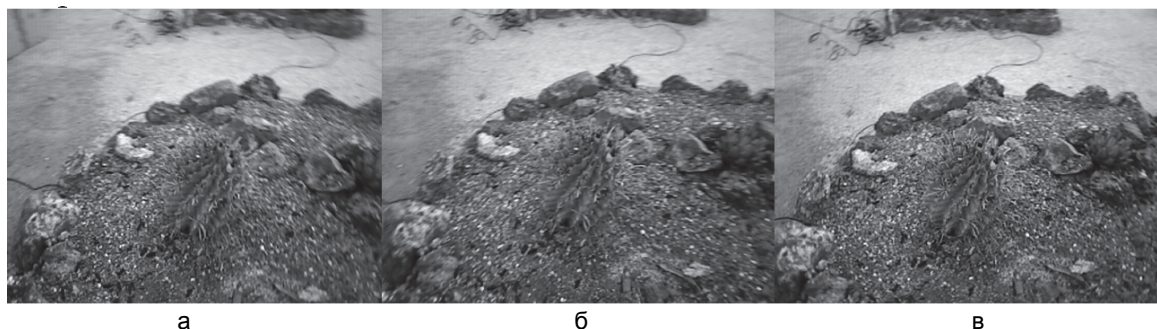


Рис. 4. Исходные изображения для оценки робастности алгоритма к ракурсу съемки: угол поворота 5 градусов (а), угол поворота 10 градусов (б), угол поворота 15 градусов (в)

Изменение угла съемки, градусы	Исходный алгоритм	Модифицированный алгоритм
5	0,62	0,11
10	4,35	2,76
15	7,89	5,34
25	10,30	10,12
35	12,31	11,75
40	145,75	135,55

Таблица 2. Оценка точности алгоритма (СКО, усл. ед.) сопоставления в зависимости от ракурса съемки

Данные, представленные в табл. 2, свидетельствуют о том, что средняя ошибка модифицированного алгоритма меньше, чем исходного. Это подтверждает эффективность метода выделения границ на основе рекурсивной фильтрации в рамках задачи сопоставления изображений трехмерных сцен.

Заключение

В работе предложено использование рекурсивной фильтрации при построении контурного описания для иерархического структурного сопоставления изображений трехмерных сцен. Проведенное исследование показало, что данный метод выделения границ является оптимальным по соотношению точности и времени выполнения среди рассмотренных методов. Разработанный алгоритм структурного объектно-независимого сопоставления изображений с учетом предложенной модификации показал устойчивость к изменениям условий съемки, однако требуются дополнительные меры по повышению быстродействия алгоритма для обеспечения его работы в режиме, близком к реальному времени.

Предлагаемый в работе алгоритм может быть использован при решении задач навигации автономного робота в условиях, характеризующихся высокой степенью априорной неопределенности сюжета. При сопоставлении изображений, полученных для различных ракурсов, с эталонной трехмерной моделью, хранящейся в базе данных, становится возможным определить ориентацию объекта наблюдения и скорректировать траекторию перемещения мобильного робота.

Литература

1. Booij O., Terwijn B., Zivkovic Z., Krose B. Navigation using an appearance based topological map // *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2007. P. 3927–3932. doi: 10.1109/ROBOT.2007.364081
2. Makadia A., Visontai M., Daniilidis K. Harmonic silhouette matching for 3D models // *Proc. Int. Conf. on 3D TV*, Kos, Greece, 2007. doi: 10.1109/3DTV.2007.4379399
3. Papazov C., Burschka D. An efficient RANSAC for 3D object recognition in noisy and occluded scenes // *Lecture Notes in Computer Science*, 2011. V. 6492. P. 135–148. doi: 10.1007/978-3-642-19315-6_11
4. Huang J., You S. Point cloud matching based on 3D self-similarity // *Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2012. P. 41–48. doi: 10.1109/CVPRW.2012.6238913
5. Flitton G., Breckon T.P., Megherbi N. Object recognition using 3D SIFT in complex CT volumes // *Proc. British Machine Vision Conference*, Aberystwyth, UK, 2010. doi: 10.5244/C.24.11
6. Lutsiv V.R. Object-independent approach to the structural analysis of images // *Journal of Optical Technology*, 2008. V. 75. N 11. P. 708–714.
7. Andreev V.S., Iljashenko A.S., Kadykov A.B., Lapina N.N., Lutsiv V.R., Malyshev I.A., Novikova T.A., Potapov A.S., Gubkin A.F. Algorithms for automatically processing and analyzing aerospace pictures // *Journal of Optical Technology*, 2007. V. 74. N 5. P. 307–322.
8. Ponomarev S.V., Lutsiv V.R., Malyshev I.A. Automatic structural matching of 3D image data // *Proceedings of SPIE*, 2015. V. 9649. Art. 96490M. doi: 10.1117/12.2194312
9. Fleischman S., Cohenor D., Silva T. Robust moving least-squares fitting with sharp features // *ACM Transactions on Graphics*, 2005. V. 24. N 3. P. 544–552. doi: 10.1145/1073204.1073227
10. Lin Y., Wang C., Cheng J., Chen B., Jia C., Chen Z., Li J. Line segment extraction for large scale unorganized point clouds // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015. V. 102. P. 172–183. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2014.12.027
11. Hackel T., Wegner J.D., Schindler K. Contour detection in unstructured 3D point clouds // *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, USA, 2016. P. 1610–1618.
12. Daniels J., Ochotta T., Ha L.K., Silva S.T. Spline-based feature curves from point-sampled geometry // *Visual Computer*, 2008. V. 24. N 6. P. 449–462. doi: 10.1007/s00371-008-0223-2
13. Hofer M., Maurer M., Bischof H. Line3D: efficient 3D scene abstraction for the built environment // *Lecture Notes in Computer Science*, 2015. V. 9358. P. 237–248. doi: 10.1007/978-3-319-24947-6_19
14. Choi C., Trevor A.J., Christensen H.I. RGB-D edge detection and edge-based registration // *Proc. 26th IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, Tokyo, Japan, 2013. P. 1568–1575. doi: 10.1109/IROS.2013.6696558
15. Weber C., Hahmann S., Hagen H. Methods for feature detection in point clouds // *Proc. Workshop on Visualization of Large and*

References

1. Booij O., Terwijn B., Zivkovic Z., Krose B. Navigation using an appearance based topological map. *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2007, pp. 3927–3932. doi: 10.1109/ROBOT.2007.364081
2. Makadia A., Visontai M., Daniilidis K. Harmonic silhouette matching for 3D models. *Proc. Int. Conf. on 3D TV*, Kos, Greece, 2007. doi: 10.1109/3DTV.2007.4379399
3. Papazov C., Burschka D. An efficient RANSAC for 3D object recognition in noisy and occluded scenes. *Lecture Notes in Computer Science*, 2011, vol. 6492, pp. 135–148. doi: 10.1007/978-3-642-19315-6_11
4. Huang J., You S. Point cloud matching based on 3D self-similarity. *Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2012, pp. 41–48. doi: 10.1109/CVPRW.2012.6238913
5. Flitton G., Breckon T.P., Megherbi N. Object recognition using 3D SIFT in complex CT volumes. *Proc. British Machine Vision Conference*, Aberystwyth, UK, 2010. doi: 10.5244/C.24.11
6. Lutsiv V.R. Object-independent approach to the structural analysis of images. *Journal of Optical Technology*, 2008, vol. 75, no. 11, pp. 708–714.
7. Andreev V.S., Iljashenko A.S., Kadykov A.B., Lapina N.N., Lutsiv V.R., Malyshev I.A., Novikova T.A., Potapov A.S., Gubkin A.F. Algorithms for automatically processing and analyzing aerospace pictures. *Journal of Optical Technology*, 2007, vol. 74, no. 5, pp. 307–322.
8. Ponomarev S.V., Lutsiv V.R., Malyshev I.A. Automatic structural matching of 3D image data. *Proceedings of SPIE*, 2015, vol. 9649, art. 96490M. doi: 10.1117/12.2194312
9. Fleischman S., Cohenor D., Silva T. Robust moving least-squares fitting with sharp features. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, vol. 24, no. 3, pp. 544–552. doi: 10.1145/1073204.1073227
10. Lin Y., Wang C., Cheng J., Chen B., Jia C., Chen Z., Li J. Line segment extraction for large scale unorganized point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, vol. 102, pp. 172–183. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2014.12.027
11. Hackel T., Wegner J.D., Schindler K. Contour detection in unstructured 3D point clouds. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, USA, 2016, pp. 1610–1618.
12. Daniels J., Ochotta T., Ha L.K., Silva S.T. Spline-based feature curves from point-sampled geometry. *Visual Computer*, 2008, vol. 24, no. 6, pp. 449–462. doi: 10.1007/s00371-008-0223-2
13. Hofer M., Maurer M., Bischof H. Line3D: efficient 3D scene abstraction for the built environment. *Lecture Notes in Computer Science*, 2015, vol. 9358, pp. 237–248. doi: 10.1007/978-3-319-24947-6_19
14. Choi C., Trevor A.J., Christensen H.I. RGB-D edge detection and edge-based registration. *Proc. 26th IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, Tokyo, Japan, 2013, pp. 1568–1575. doi: 10.1109/IROS.2013.6696558
15. Weber C., Hahmann S., Hagen H. Methods for feature detection in point clouds. *Proc. Workshop on Visualization of*

- Unstructured Data Sets. Bodega Bay, USA, 2010. V. 19. P. 90–99.
16. Monga O., Deriche R., Malandain G., Cocquerez J.P. Recursive filtering and edge tracking: two primary tools for 3D edge detection // *Image and Vision Computing*. 1991. V. 9. N 4. P. 203–214. doi: 10.1016/0262-8856(91)90025-K
17. Hemmat J., Bondarev E., De With P.H.N. Real-time planar segmentation of depth images: from three-dimensional edges to segmented planes // *Journal of Electronic Imaging*. 2015. V. 24. N 5. Art. 051008. doi: 10.1117/1.JEI.24.5.051008
18. Zhou Q.-Y., Koltun V. Dense scene reconstruction with points of interest // *ACM Transactions on Graphics*. 2014. V. 33. N 4. doi: 10.1145/2461912.2461919
- Large and Unstructured Data Sets*. Bodega Bay, USA, 2010, vol. 19, pp. 90–99.
16. Monga O., Deriche R., Malandain G., Cocquerez J.P. Recursive filtering and edge tracking: two primary tools for 3D edge detection. *Image and Vision Computing*, 1991, vol. 9, no. 4, pp. 203–214. doi: 10.1016/0262-8856(91)90025-K
17. Hemmat J., Bondarev E., De With P.H.N. Real-time planar segmentation of depth images: from three-dimensional edges to segmented planes. *Journal of Electronic Imaging*, 2015, vol. 24, no. 5, art. 051008. doi: 10.1117/1.JEI.24.5.051008
18. Zhou Q.-Y., Koltun V. Dense scene reconstruction with points of interest. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, vol. 33, no. 4. doi: 10.1145/2461912.2461919

Авторы

Пономарев Святослав Владимирович – аспирант, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация; инженер-программист, Государственный оптический институт имени С.И. Вавилова, Санкт-Петербург, 199034, Российская Федерация, sv.v.ponomarev@gmail.com

Authors

Svyatoslav V. Ponomarev – postgraduate, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation; Software engineer, S.I. Vavilov State Optical Institute, Saint Petersburg, 199034, Russian Federation, sv.v.ponomarev@gmail.com