

## Алгоритм трехмерной реконструкции нежестких объектов с использованием камеры глубины

М. Руиз-Родригез\*, В.И. Кобер\*\*, В.Н. Карнаухов\*\*, М.Г. Мозеров\*\*

*\* Департамент компьютерных наук, Центр научных исследований и высшего образования, Энсенада, 22860, Мексика*

*\*\* Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, 127051, Россия*

Поступила в редколлегию 4.12.2019

**Аннотация**—В данной работе предложен алгоритм трехмерной реконструкции объектов с нежесткой формой с помощью камеры глубины RGB-D. Алгоритм может быть использован в медицине, сельском хозяйстве, робототехнике, виртуальной реальности, взаимодействии человека с компьютером. Предлагаемый алгоритм позволяет произвести точную реконструкцию трехмерного объекта с использованием одной камеры глубины без ограничения движения камеры и без использования априорной информации о форме объекта. Процесс реконструкции состоит из следующих этапов: ввод информации с помощью камеры RGB-D, регистрация с использованием модифицированного итеративного алгоритма ближайших точек и динамическое построение плотной трехмерной модели объектов. Эффективность предложенного алгоритма оценивалась с использованием экспериментальных данных и сравнивалась с современными методами регистрации. Полученные результаты показали, что предлагаемый алгоритм способен производить точную реконструкцию трехмерных объектов с нежесткой формой на сложных сценах с использованием одной камеры глубины.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** регистрация, трехмерная реконструкция, метод итеративных ближайших точек, камера глубины, объекты с нежесткой формой.

### ВВЕДЕНИЕ

Построение трехмерных моделей объектов (трехмерная реконструкция) с использованием камер глубины [1] имеет практические применения в распознавании лиц [2],[3],[4],[5], в медицине [6], в машинном зрении [7], [8] и других областях. В области робототехники разработаны методы построения плотных трехмерных карт на основе камер глубины, которые являются частью задачи одновременной локализации и построения карты [9].

Существуют различные методы ввода данных для трехмерной реконструкции с использованием какого-либо типа датчика. Эти методы можно разделить на инвазивные методы, где используется непосредственный физический контакт с объектом с помощью тактильных датчиков, и не инвазивные методы, где нет физического контакта с объектом. Не инвазивные камеры RGB-D получают пассивно информацию о цветном изображении сцены (RGB) и активно о глубине сцены. Эти камеры используют структурированный свет для генерации карты глубины. После получения данных их можно интерпретировать как набор координат для формирования облаков точек, которые будут проходить процесс регистрации. Проблема регистрации относится к нахождению пространственного преобразования между двумя облаками точек [10]. Это необходимо потому, что облака точек отображают один и тот же объект, но получены с разных точек зрения, в разное время или разными камерами. Регистрация может быть для жестких объектов (для поиска соответствия требуются только глобальные

операции поворота и переноса) и нежестких объектов (для поиска соответствия необходимы множественные локальные преобразования).

В данной работе предложен алгоритм трехмерной реконструкции объектов с нежесткой формой с помощью одной камеры RGB-D. Статья организована следующим образом. В разделе 1 рассмотрены алгоритмы регистрации облаков точек. В разделе 2 описан предлагаемый алгоритм трехмерной реконструкции объектов с нежесткой формой. В разделе 3 представлены результаты экспериментов. Заключение суммирует наши выводы.

## 1. АЛГОРИТМЫ РЕГИСТРАЦИИ ОБЛАКОВ ТОЧЕК

Регистрация – это процесс выравнивания двух или более облаков точек с использованием начального облака точек в качестве эталона. Облака точек могут быть получены с помощью разных камер и различных положений этих камер вокруг объекта. Алгоритмы регистрации можно классифицировать на жесткие и нежесткие методы, что зависит от того деформируется или не деформируется форма объекта в процессе ввода данных. Классический метод жесткой регистрации – итеративный алгоритм ближайших точек (ICP) [10], [11], который позволяет сопоставлять облака точек, сводя к минимуму расстояние между точками из двух облаков на основе метода наименьших квадратов. Выходными данными алгоритма является матрица поворота и вектор переноса. Для алгоритма характерны три основные проблемы: во-первых, алгоритм не учитывает локальную форму поверхности вокруг каждой точки, во-вторых, поиск ближайших точек обладает большой вычислительной сложностью, в-третьих, алгоритм регистрации плохо сходится без приблизительного начального преобразования. При использовании камер RGB-D, обнаружение и извлечение визуальных признаков (ключевых точек) на соответствующих изображениях может помочь найти первоначальное преобразование для процесса регистрации облаков точек.

Выбор ключевых точек на двумерном изображении, которые должны быть инвариантны к повороту, переносу, масштабированию, проекционным искажениям и неравномерному освещению, является важной задачей. На практике перечисленные требования инвариантности не всегда выполняются и возникает проблема поиска соответствия одних и тех же ключевых точек на разных изображениях [12], [13], [14]. Ключевые точки описываются с помощью локальных признаков [15], [16], [17]. Процесс построения признаков состоит из двух этапов: обнаружение точек (детекторы) и описание признаков (дескрипторы). Было предложено много алгоритмов детекторов и дескрипторов. Наиболее популярными алгоритмами обнаружения и описания двумерных признаков для задачи трехмерной реконструкции являются SIFT [18] и SURF [19].

Алгоритмы обнаружения ключевых точек на трехмерных данных часто основаны на двумерных обнаружителях. Например, алгоритм обнаружения границ и углов на трехмерных данных *Haris3D* [20] основан на двумерном алгоритме Харриса. Однако в трехмерном случае вместо изображений используются нормали к поверхности. Двумерный детектор *SUSAN* [21] также может быть адаптирован к трехмерным данным. Однако в этом случае вместо анализа градиентов используется морфологический подход: в каждой точке проводится следующий анализ: являются ли точки вокруг сферического ядра одинаковыми или нет. Этот детектор, в отличие от других, использует цветные компоненты изображения и информацию о нормалях поверхности. Алгоритм *ISS* [22] использует собственные значения и собственные вектора для обнаружения ключевых точек. Трехмерный алгоритм *SIFT* использует ту же идею, что и двумерный алгоритм [18], а ключевые точки обнаруживаются с помощью трехмерного варианта оператора Гессе [23].

Описания трехмерных признаков генерируются для каждой ключевой точки. Наиболее популярными трехмерными дескрипторами являются: гистограмма точечных признаков (*PFH*) [24];

SHOT [25] строится с использованием соотношения между углами ключевой точки и точками, принадлежащими сфере; SC [26] использует гистограммы, вычисленные по разбиениям сферической области с центром в ключевых точках; преобразование признаков инвариантно к повороту (RIFT) [27] основано на двумерном дескрипторе SIFT; RSD [28] использует нормали и расстояния между парами ключевых точек и их соседями.

Алгоритмы регистрации жестких объектов оценивают оптимальное преобразование (матрица поворота и вектор переноса), которое отображает исходное облако точек на текущее облако точек. Существует много способов выполнить регистрацию с помощью анализа главных компонент, разложения по сингулярным значениям или итеративного алгоритма ближайших точек (ICP) [10], [29], [30], [31], [32]. Идея ICP алгоритма – поиск для двух облаков точек  $S$  и  $Q$  преобразования  $(R; t)$ , которое выравнивает точки первого облака к точкам второго облака. Параметры  $R$  и  $t$  оцениваются путем минимизации квадрата расстояния между соответствующими парами:

$$(\hat{R}, \hat{t}) = \arg \min_{R, t} \sum_i \|(Rs_i - t) - q_i\|^2 \quad (1)$$

где  $s_i$  и  $q_i$  — точки облаков  $S$  и  $Q$ , соответственно. Выбор точек при сопоставлении пар, взвешивание соответствующих пар или изменение метрики ошибки определяют различные варианты алгоритмов ICP [29].

Нежесткий (деформируемый) объект состоит из частей, которые не остаются постоянными во время ввода информации. Были предложены различные методы для решения проблемы регистрации нежестких объектов: RPM [33], CPD [34] и нежесткий алгоритм ICP [35]. В нежесткой версии алгоритма ICP на каждой итерации коэффициент жесткости уменьшается, чтобы максимально приблизить поверхности вначале глобально, а потом на каждой итерации с помощью локальных преобразований. В нежесткой версии каждая точка имеет свою собственную матрицу преобразования  $\mathbf{X}_i$ , равную  $3 \times 4$ . Матрица преобразования для каждой точки  $v_i = [x; y; z; 1]^T$  находится в матрице  $4n \times 3$ , то есть,  $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]^T$ . Алгоритм [35] использует два члена в целевой функции: расстояния и коэффициент жесткости. На каждой итерации минимизируется целевая функция и вычисляется матрица преобразования для каждой точки. На Рис. 1 проиллюстрирован процесс нежесткой регистрации и показан промежуточный этап между исходным и целевым облаками точек. Точки исходного облака  $S = v_1, \dots, v_n$  посредством преобразования  $\mathbf{X}$  перемещаются в положение  $S(\mathbf{X})$ . Некоторые соответствия между исходным и целевым облаками могут быть исключены, например, такие как между  $v_1$  и  $u_1$ ,  $v_4$  и  $u_4$ , если: 1)  $u_i$  находится на границе целевого облака; 2) угол между нормальными  $X_i v_i$  и  $u_i$  больше определенного порога. Облако точек  $S$  движется к облаку целевых точек, деформируясь и выравниваясь на каждом шаге итерации в соответствии с целевым облаком.

## 2. АЛГОРИТМ ТРЕХМЕРНОЙ РЕКОНСТРУКЦИИ НЕЖЕСТКОГО ОБЪЕКТА

В данном разделе описывается предлагаемый алгоритм трехмерной реконструкции нежесткого объекта с использованием изображения RGB и карты глубины. Алгоритм был реализован на языке программирования Matlab и работает с камерой RGB-D Microsoft Kinect. Входными данными алгоритма являются изображение RGB, карта глубины и облако точек. Алгоритм состоит из следующих шагов:

### 1. Предварительная обработка данных.

Как только входные данные получены, необходимо отделить интересующий нас объект от окружающего фона и удалить шум. Для этого используются фильтрация фона и фильтрация шума. Для удаления фона используется фильтрация по расстоянию, то есть входные

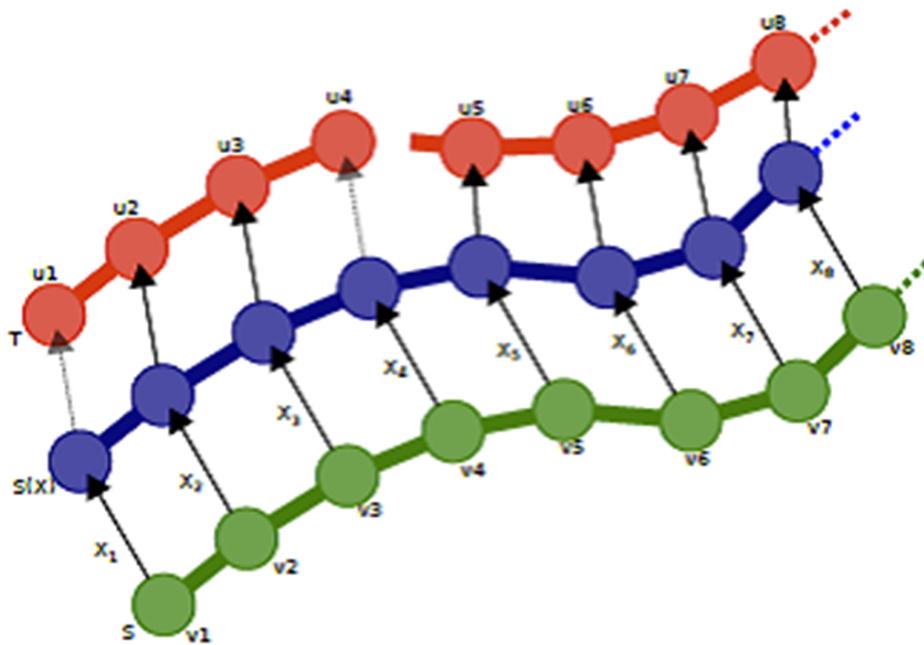


Рис. 1. Иллюстрация нежесткой регистрации.

точки облака сравниваются с заданным порогом и отбраковываются, если их глубина превышает заданный порог. Фильтрация шума позволяет удалить все те точки, которые являются аномальными по сравнению с остальной частью облака точек. Для этого для каждой точки рассматриваются  $K$  соседей и вычисляются среднее расстояние  $\mu$  и среднеквадратическое отклонение  $\sigma$  среди них. Если  $\mu + \sigma$  меньше заданного порога, то такие точки рассматриваются как допустимые, иначе точки отфильтровываются.

## 2. Выделение признаков.

Этап выделения признаков позволяет находить и идентифицировать точки, общие для двух объектов и имеющие сходные характеристики. Эти точки ориентировочно принадлежат одной и той же области объекта, но могут подвергаться различным преобразованиям или быть введенными в систему с разных положений камеры. Для описания признаков используется дескриптор. Для нахождения ключевых точек были исследованы четыре детектора: Harris [20], ISS [22], SUSAN [21] и SIFT [18], а для описания признаков тестировались пять дескрипторов: PFH [24], SHOT [25], SC [26], RIFT [27] и RSD [28] с использованием их параметров по умолчанию. Для сравнения работы комбинаций детектор-дескриптор использовался набор данных “freiburg1\_teddy” из базы данных [36]. Для оценки качества работы используется наименьшее расстояние  $\delta b$  и второе по значению расстояние  $\delta s$  при сопоставлении дескрипторов. Для каждого соответствия вычисляется эффективность комбинации детектор-дескриптор  $r$  следующим образом:

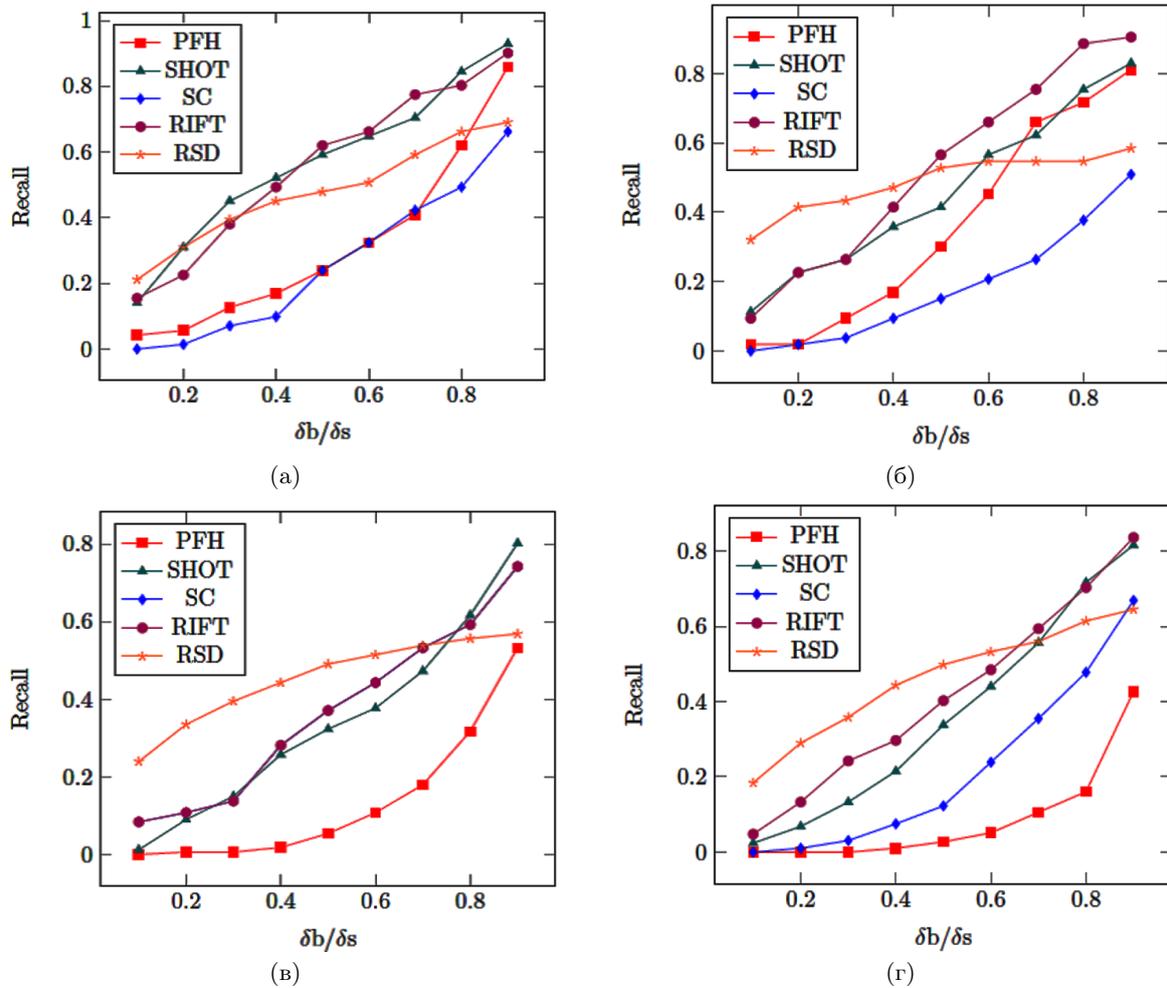
$$r = \frac{\delta b}{\delta s}. \quad (2)$$

Если  $r$  близко к единице, то правильное соответствие сложно отличить от любого другого соответствия. Если  $r$  близко к нулю, то правильное соответствие легко идентифицируется. Эффективность не дает представления о том, все ли правильные сопоставления получены. Для этого существует так называемая мера полноты. Полнота (Recall) обычно также используется для характеристики качества процесса сопоставления. Она определяется сле-

дующим образом [14]:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3)$$

где  $TP$  и  $FN$  — истинно-положительные и ложно-отрицательные сопоставления, соответственно. Рабочая область находится между нулем и единицей, где единица — идеальная работа. Изменяя порог между правильными и ложными ответами, можно получить различные значения эффективности и полноты. Взаимосвязь эффективности и полноты для различных комбинаций детектор-дескриптор приведена на Рис. 2. Кривая взаимосвязи может быть



**Рис. 2.** Результаты тестирования алгоритмов детектор-дескриптор: (а) детектор Harris, (б) детектор ISS, (в) детектор SIFT, (г) детектор SUSAN.

использована в качестве показателя эффективности комбинация детектор-дескриптор на паре облаков точек. Учитывая полученные результаты, была выбрана комбинация Harris-SHOT, так как она дает наилучшие результаты по выделению и описанию трехмерных признаков.

### 3. Сопоставление признаков.

После выделения ключевых точек и их описания с помощью дескрипторов для нахождения соответствий между точками соседних облаков ищется наименьшее евклидово расстояние между векторами признаков. Поскольку могут возникнуть ложные соответствия,

была использована модифицированная версия алгоритма RANSAC [37]. Алгоритм начинается с выбора  $n$  случайных соответствий и применения алгоритма Kabsch [38], чтобы найти преобразование, которое позволяет выравнить соответствия. Если евклидово расстояние между точками меньше заданного порога, то соответствия считаются действительными, а в противном случае они считаются недействительными. Процесс повторяется заданное число раз. Если после окончания итераций не найдены действительные соответствия, то пороговое значение увеличивается на 5% и процесс повторяется то тех пор, пока действительные соответствия не будут найдены. В конце применяется алгоритм Kabsch для определения начального преобразования с использованием действительных соответствий.

#### 4. Нежесткая регистрация.

Каждое облако точек имеет свою систему координат. Процесс регистрации выполняется между парой облаков точек, поэтому необходимо найти все преобразования, чтобы процесс выравнивания осуществлялся между всеми облаками точек. Идея состоит в том, чтобы в каждый момент времени найти преобразование, которое позволит перейти к предыдущей системе координат облака точек. Таким образом, любое облако точек может быть перенесено в первоначальную систему координат путем умножения полученных преобразований (см. Рис. 3). После начального выравнивания облаков точек применяется алгоритм нежесткого

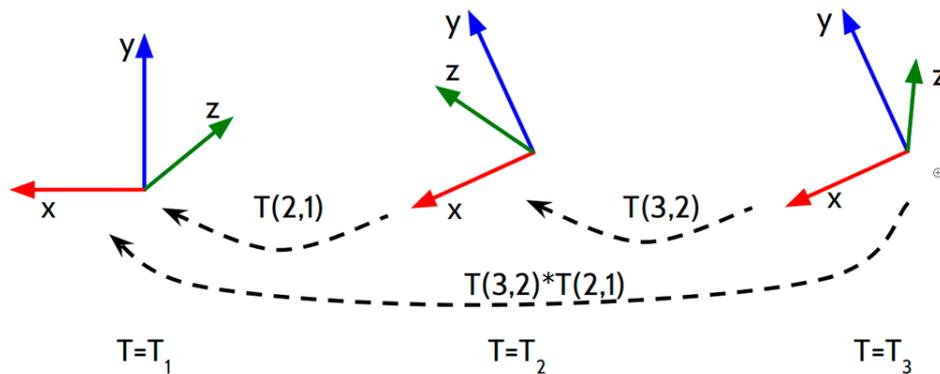


Рис. 3. Начальное выравнивание облаков точек.

ICP для согласования выровненных поверхностей друг на друга. На этом шаге использовалась информация о цвете из соответствующего изображения RGB, что позволило улучшить качество нежесткой регистрации.

#### 5. Построение трехмерной модели.

Как только конечное плотное облако получено, строится трехмерная модель с применением алгоритма трехмерной триангуляции [39]. Такой тип сетки обеспечивает лучшую визуализацию трехмерной модели благодаря интерполяциям, которые выполняются между точками, визуализируя пространство между ними.

### 3. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Предложенный алгоритм был протестирован в лабораторных условиях с использованием Microsoft Kinect. Было проведено два эксперимента. В начале объектом исследований была игрушечный динозавр. Было снято 200 кадров камерой, которая двигалась вокруг объекта. Расстояния от камеры до объекта менялось от 0,8 до 3,5 метров. На Рис. 4 показан объект с жесткой формой для трехмерной реконструкции. Высота объекта – 0.32 м. Целью эксперимен-



**Рис. 4.** Тестовый объект с жесткой формой.

та было сравнение предложенного алгоритма с нежесткой регистрацией без использованием цвета (ICP-nR), с нежесткой регистрацией с использованием цвета (ICP-nRC) и классического алгоритма жесткой регистрации (ICP-R). На реальном объекте и реконструированных трехмерных моделях производились замеры геодезических расстояний между 10 точками и вычислялись среднеквадратические ошибки (RMSE). Результаты приведены в Таблице 1.

**Таблица 1.** Сравнение работы тестируемых алгоритмов с точки зрения RMSE(мм).

Алгоритмы регистрации	RMSE
ICP-R	4.7
ICP-nR	3.4
ICP-nRC	3.2

Для моделирования частичной регистрации нежесткого объекта был выбран человек (сотрудник лаборатории), так как в течение съемки человек естественным образом не может оставаться неподвижным (мимические экспрессии, моргание глаз, произвольные движения и т. д.). Было снято 20 кадров камерой, которая перемещалась перед объектом. На Рис. 5(а) и 5(б) показано исходное облако точек с видом спереди и сбоку, соответственно.

На Рис. 6(а) и 6(б) показано облако конечных точек с видом спереди и сбоку, соответственно.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен алгоритм трехмерной реконструкции нежестких объектов с использованием одной камеры Kinect и с произвольным движением камеры вокруг объекта. В результате экспериментов выявлена лучшая комбинация детектор-дескриптор (Harris-SHOT) для выделения ключевых точек и описания трехмерных признаков. Предложенный адаптивный алгоритм для удаления аномальных значений генерирует близкое к оптимальному начальное преобразование, что улучшает качество работы алгоритма трехмерной реконструкции. Использование информации о цвете уменьшает ошибку в нежестком алгоритме регистрации.

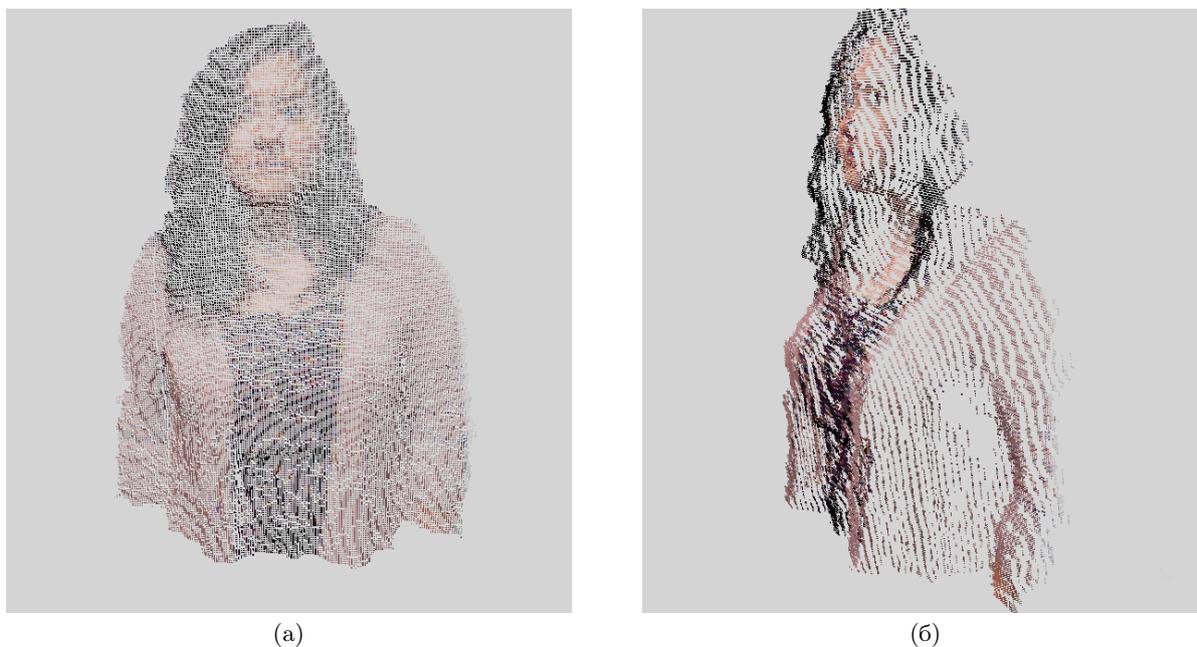


Рис. 5. Исходное облако точек: (а) вид спереди, (б) вид сбоку.

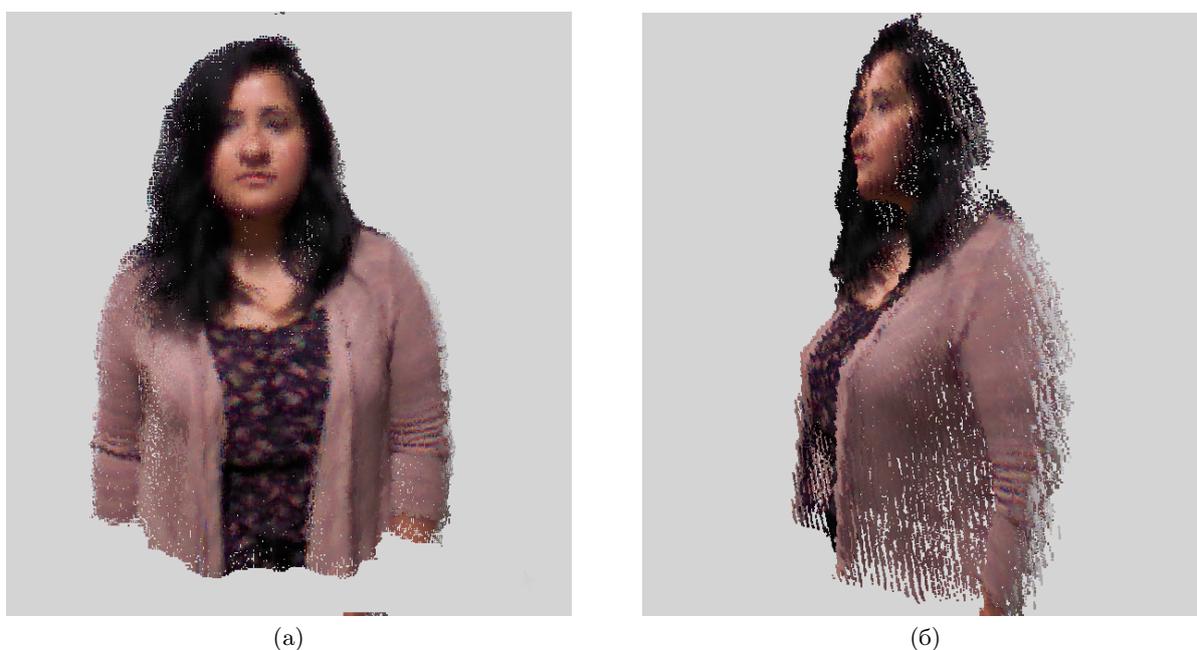


Рис. 6. Конечное облако точек: (а) вид спереди, (б) вид сбоку.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Boukamcha H., Ben Amara A., Smach F. and Atri M. Robust technique for 3D shape reconstruction. *Journal of Computational Science*, 2017, Vol. 21, pp. 333–339.
2. Echeagaray-Patron B.A., Kober V., Karnaukhov V., Kuznetsov V. A method of face recognition using 3D facial surfaces. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2017, Vol. 62, No. 6, pp. 648–652.
3. Echeagaray-Patron B.A., Kober V. 3D face recognition based on matching of facial surfaces. *Proc. SPIE*, 2015, Vol. 9598, pp. 95980V-8.

4. Echeagaray-Patron B. A., Miramontes-Jaramillo D., Kober V. Conformal parameterization and curvature analysis for 3D facial recognition. *Proc. IEEE Conference on Computational Science and Computational Intelligence*, 2015, pp. 843–844.
5. Picos K., Diaz-Ramirez V., Kober V., Montemayor A., and Pantrigo J. Accurate three-dimensional pose recognition from monocular images using template matched filtering. *Optical Engineering*, 2016, Vol. 55, No. 6, pp. 102–113.
6. Akkoul S., Hafiane A., Rozenbaum O., Lespessailles E., and Jennane R. 3D reconstruction of the proximal femur shape from few pairs of x-ray radiographs. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, Vol. 59, pp. 65–72.
7. Gonzalez-Fraga J. A., Kober V., Diaz-Ramirez V. H., Gutierrez E., and Alvarez-Xochihua O. Accurate generation of the 3D map of environment with a RGB-D camera. *Proc. SPIE*, 2017, Vol. 10396, pp. 103962A-8.
8. Gonzalez-Fraga J., Kober V., and Gutierrez E. Accurate alignment of rgb-d frames for 3d map generation. *Proc. SPIE*, 2018, Vol. 10752, pp. 107522J-7.
9. Ortiz-González A., Kober V. Adaptive algorithm for the SLAM design with a RGB-D camera. *Proc. SPIE*, 2019, Vol. 11137, pp. 1113726-11.
10. Besl P. J. and McKay N. D. A method for registration of 3D shapes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1992, Vol. 14, pp. 239–256.
11. Makovetsii A., Voronin S., Kober V., and Voronin A. A point-to-plane registration algorithm for orthogonal transformations. *Proc. SPIE*, 2018, Vol. 10752, pp. 107522R-8.
12. Shi J. and Tomasi C. *Good features to track*. *Tech. rep.*, 1993, Ithaca, NY, USA.
13. Miramontes-Jaramillo D., Kober V., and Diaz-Ramirez V. H., Karnaukhov V. Descriptor-Based Tracking Algorithm Using a Depth Camera. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2017, Vol. 62, No. 6, pp. 638–647.
14. Diaz-Escobar J., Kober V., Gonzalez-Fraga J.A. LUIFT: LUminance Invariant Feature Transform. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018, Vol. 2018, Article ID 3758102.
15. Diaz-Escobar J., Kober V., Karnaukhov V., Gonzalez-Fraga J.A. A new invariant to illumination feature descriptor for pattern recognition. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2018, Vol. 63, No. 12, pp. 1469–1474.
16. Diaz-Escobar J., and Kober V. A robust HOG-based descriptor for pattern recognition. *Proc. SPIE*, 2016, Vol. 9971, pp. 99712A-7.
17. Echeagaray-Patron B.A., Kober V. Face recognition based on matching of local features on 3D dynamic range sequences. *Proc. SPIE*, 2016, Vol. 9971, pp. 997131-6.
18. Lowe D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int. J. Comput. Vision*, 2004, Vol. 60, pp. 91–110.
19. Bay H., Ess A., Tuytelaars T., and Van Gool L. Speeded-up robust features (SURF). *Comput. Vis. Image Underst.*, 2008, Vol. 110, pp. 346–359.
20. Sipiran I. and Bustos B. Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes. *The Visual Computer*, 2011, Vol. 27, No. 11, pp. 963.
21. Smith S. M. and Brady J. M., SUSAN- a new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision* 1997, Vol. 23, No. 1, 45–78.
22. Zhong Y. Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3D object recognition. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision Workshops*, 2009, pp. 689–696.
23. Binmore K., Davies J. *Calculus Concepts and Methods*. Cambridge University Press, 2007, p. 190.
24. Rusu R. B., Marton Z. C., Blodow N., and Beetz M. Persistent point feature histograms for 3D point clouds. *Proc. Conf Intel Autonomous Syst.*, 2008, pp. 119–128.

25. Tombari F., Salti S., and Di Stefano L. Unique signatures of histograms for local surface description. *Proc. European Conference on Computer Vision*, 2010, pp. 356–369.
26. Frome A., Huber D., Kolluri R., Bulow T., Malik J. Recognizing objects in range data using regional point descriptors. *Proc. European Conference on Computer Vision*, 2004, pp. 224–237.
27. Lazebnik S., Schmid C., and Ponce J. A sparse texture representation using local affine regions. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2005, Vol. 27, No. 8, pp. 1265–1278.
28. Marton Z.C., Pangercic D., Blodow N., Kleinhellefort J., and Beetz M. General 3D modelling of novel objects from a single view. *Proc. IEEE/RSJ Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2010, pp. 3700–3705.
29. Rusinkiewicz S., Levoy, M. Efficient variants of the ICP algorithm. *Proc. Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*, 2001, pp. 145–152.
30. Makovetskii A., Voronin S., Kober V., Voronin A., A non-iterative method for approximation of the exact solution to the point-to-plane variational problem for orthogonal transformations. *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, 2018, Vol. 41, No. 18, pp. 9218–9230.
31. Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric. *Proc. IEEE Conference on Robotics and Automation*, 2008, pp. 19–25.
32. Yang J., Li H., Campbell D., and Jia Y. GO-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2015, Vol. 38, No. 11, pp. 2241–2254.
33. Zheng Y. and Doermann D. Robust point matching for non-rigid shapes by preserving local neighborhood structures. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2006, Vol. 28, No. 4, pp. 643–649.
34. Myronenko A. and Song X. Point set registration: Coherent point drift. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2010, Vol. 32, No. 12, pp. 2262–2275.
35. Amberg B., Romdhani S., and Vetter T. Optimal step non-rigid ICP algorithms for surface registration. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008, pp. 1–8.
36. Sturm J., Engelhard N., Endres F., Burgard W., Cremers D. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems. *Proc. IEEE/RSJ Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2012, pp. 573–580.
37. Fischler M. A. and Bolles R. C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Commun. ACM*, 1981, Vol. 24, pp. 381–395.
38. Kabsch W. A solution for the best rotation to relate two sets of vectors. *Acta Crystallographica Section A: Crystal Physics, Diffraction, Theoretical and General Crystallography*, 1976, Vol. 32, No. 5, pp. 922–923.
39. Bernardini F., Mittleman J., Rushmeier H., Silva C., and Taubin G. The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1999, Vol. 5, No. 4, pp. 349–359.

## Algorithm for three-dimensional reconstruction of non-rigid objects using a depth camera

**Ruiz-Rodriguez M., Kober V., Karnaukhov V., Mozerov M.**

In this paper, we propose an algorithm for three-dimensional reconstruction of objects with a non-rigid shape using a RGB-D depth camera. The algorithm can be used in medicine, agriculture, robotics, virtual reality, human-computer interaction. The proposed algorithm accurately recovers three-dimensional objects using a single depth camera without restricting camera movement and without using a priori information about the shape of objects. The reconstruction process consists of the following steps: capturing information by a RGB-D camera, registration with a modified iterative closest point algorithm, and dynamic construction of a dense three-dimensional model of objects. The performance of the proposed algorithm is evaluated using

experimental data and compared with that of known methods. The results show that the proposed algorithm is capable to accurately reconstruct three-dimensional non-rigid objects on complex scenes using a single depth camera.

**KEYWORDS:** registration, three-dimensional reconstruction, iterative closest point method, depth camera, non-rigid objects.