

Подгонка параметрических моделей к облакам трехмерных точек

Евгений Лисицин, Антон Конушин
Институт прикладной математики РАН, МГУ им. Ломоносова
Eugene.Lisitsin@gmail.com, ktosh@graphics.cs.msu.ru

Аннотация

В этой статье предлагаются новые методы подгонки параметрических моделей параллелепипеда и цилиндра к зашумленному облаку трехмерных точек, полученному с помощью алгоритмов стереофотограмметрии по последовательности изображений реальной сцены. В отличие от облаков трехмерных точек, полученных с помощью трехмерных лазерных сканеров, эти алгоритмы стерео порождают облака точек с высоким уровнем шума, содержащим большую долю ложных точек, называемых загрязнением. Предложенные методы превосходят существующие методы подгонки по устойчивости к уровню шума и загрязнения в исходных данных за счет использования робастных алгоритмов оценки параметров.

Ключевые слова: Подгонка параметрических моделей, Трехмерная реконструкция, Обработка облака точек, Трехмерное моделирование, Робастная оценка параметров

1. ВВЕДЕНИЕ

Задача построения трехмерных моделей объектов реального мира по набору изображений является одной из наиболее актуальных задач в области машинного зрения. Двумя из наиболее известных подходов к вычислению формы наблюдаемого объекта являются методы плотной и разреженной стереофотограмметрии. В результате работы этих методов вычисляется облако трехмерных точек, лежащих на поверхности наблюдаемых объектов, называемое структурой сцены. К сожалению, существующие стерео алгоритмы вычисляют трехмерные координаты точек с существенной ошибкой. Структура сцены также содержит большое количество ложных точек, не лежащих на поверхности объектов наблюдаемой сцены. Такие точки называются выбросами или загрязнением. Триангуляция зашумленного облака точек с загрязнением порождает очень неточную сеточную модель с большим количеством артефактов.

Настоящая работа является частью исследований, направленных на создания инструментария, позволяющего пользователю, не обладающему специализированными оборудованием и квалификацией, производить реконструкцию трехмерных сцен на основе данных, полученных с помощью бытовых устройств видео- и фотосъемки. Пользовательское участие в процессе реконструкции при использовании подобного инструментария ограничено простыми и очевидными действиями, однако позволяет существенно повысить адекватность реконструкции.

Подобная постановка задачи определяет специфику входных данных и требований к результирующему представлению сцены.

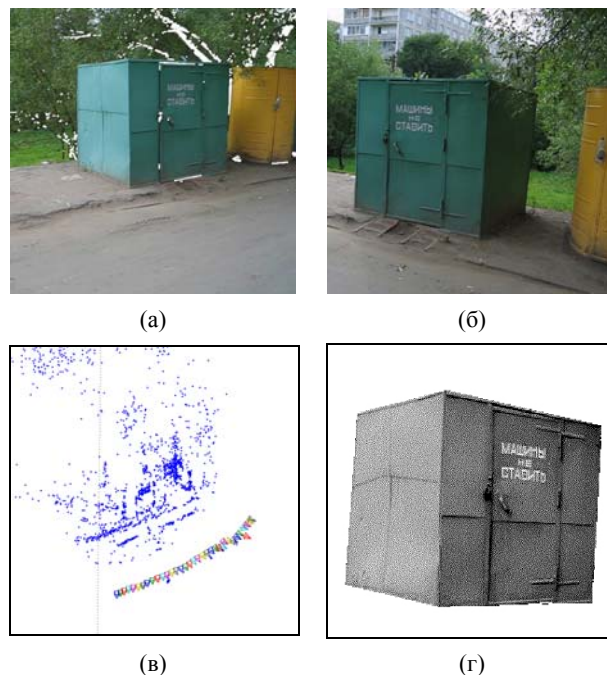


Рис. 1. Трехмерная реконструкция. (а,б) Фрагменты исходной последовательности изображений. (в) Реконструированная пространственная структура сцены. (г) Реконструированная модель с наложенной текстурой

Ожидаемый результат реконструкции в данной постановке - трехмерная сцена, представленная набором сеточных моделей из набора треугольников (сеточных с наложенными на них текстурами). Требования к точности и детализации модели в настоящей постановке могут быть существенно слабее, нежели в других прикладных применениях (задачи зрения роботов, медицинские приложения и др.)

Важной особенностью данной постановки является наличие априорной информации двух видов:

- 1) информация о форме объектов, присутствующих в сцене;
- 2) информация о том, какие часть точек из облака, полученного в результате реконструкции, лежит на поверхности каждого объекта.

В описанной выше системе данная информация может быть введена пользователем. Использование такой информации может значительно повысить точность реконструкции объектов за счет кардинального снижения сложности задачи. Так, если известно, что объект имеет форму параллелепипеда, достаточно оценить 9 параметров, однозначно определяющих его положение и размеры.

Наличие на входе большого количества исходных точек позволяет провести подобную оценку с большой точностью, одновременно выявляя среди исходных точек выбросы как не соответствующие выбранной модели.

Исходными данными для формирования подобного представления сцены является пространственная структура сцены – множество точек в трехмерном пространстве. Структура сцены, полученная с помощью алгоритмов стереофотограмметрии, отличается следующими свойствами:

- a) Неравномерность – плотность облака точек существенно зависит от информации, представленной на исходных изображениях. Для определенного рода объектов (с равномерной окраской, с зеркальной поверхностью) количество точек может быть недостаточным для реконструкции.
- b) Отсутствие информации о части поверхности наблюдаемых объектов. Например, если часть поверхности не видна на исходных изображениях, то в структуре сцены отсутствуют трехмерные точки с этого участка поверхности.
- c) Присутствие шума и выбросов. Под присутствием шума понимается наличие количественных ошибок при определении координат истинно обнаруженных точек сцены. Под выбросом понимается появление в структуре точек, не соответствующих ни одному объекту в сцене, вызванные несовершенством методов реконструкции.

В общем случае задача состоит из двух этапов: 1) обнаружение примитивов в облаке точек (сегментация); 2) поиск начального приближения примитива; 3) оптимизация приближения.

2. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДИК

Ряд методов для решения задачи сегментации облака точек представлен в работах **Error! Reference source not found.**, **Error! Reference source not found.**. Обобщением перечисленных методов является метод растущих сегментов: 1) инициализация сегментов случайными точками облака; 2) добавление точек в сегменты в соответствии с лимитирующими критериями. Примером подобных критериев могут служить расстояние или принадлежность одной плоскости. В более сложных алгоритмах **Error! Reference source not found.** в качестве критерия для обогащения сегмента используются условия удовлетворения точек сегмента одной из нескольких параметрических моделей. Практические исследования показывают, что описанные выше особенности данных о структуре сцены задачи делают данные подходы неприменимыми для решения задачи сегментации в настоящей постановке.

После проведения сегментации облака точек для каждого сегмента решается задача инициализации параметрической модели. В [1] предложен метод поиска начального приближения посредством предварительной оптимизации случайного начального приближения. Результат применения подобного подхода для описанных данных показан ниже. В общем случае подход зависит от типа параметрической модели и основан на тех или иных геометрических соображениях. В [1] представлен метод инициализации моделей параллелепипеда и цилиндра, основанный на анализе нормалей к триадам соседних точек. В **Error!**

Reference source not found.] предлагается метод поиска оси тела вращения, применимый в случае неполных данных об объекте. Применение этих методов для рассматриваемых входных данных показало их общую неустойчивость к присутствию шума и выбросов. Предлагаемый нами усовершенствованный подход к решению задачи инициализации будет изложен ниже.

В завершении обзора существующих методов заметим, что основная их часть исходит из предположения о наличии плотной равномерной структуры с невысоким уровнем шума. Исходные данные подобной специфики подразумевают использование специализированного оборудования (например, трехмерных сканеров), либо специального подхода к получению последовательности изображений (использование устройств видеосъемки с высоким разрешением, съемка с подвижных штативов, съемка объекта со всех сторон либо с нескольких устройств видеосъемки).

3. ПРЕДЛАГАЕМЫЙ ПОДХОД

В качестве исходных данных используется облако трехмерных точек, полученных с помощью набора стерео алгоритмов: обнаружения и отслеживания точечных особенностей в последовательности изображений; внешней и внутренней калибровки камеры; инициализации и оптимизации трехмерной структуры сцены. Описание общей схемы работы приводится в **Error! Reference source not found.**, развитие методики можно найти в **Error! Reference source not found.**

Мы предлагаем следующий подход:

- a) пользователь вручную производит сегментацию структуры сцены и указывает типы геометрических примитивов;
- b) происходит автоматическая инициализация и подгонка примитивов;
- c) пользователь опционально вносит коррективы в результат работы алгоритмов;
- d) для найденных примитивов формируются представления в виде полигональной сетки
- e) происходит повторная проекция полигонов полученных сеток на изображения исходной последовательности для извлечения текстуры

Обсуждение шагов a,c,d,e остается за рамками настоящей публикации.

С учетом указанных выше предположений и ограничений, задача формулируется следующим образом. Пусть $\{D\}$ – облако точек. Известно, что существует функция P , такая что:

$$\begin{cases} \{D\} = \{P'\} \cup \{U\} \\ p' \in \{P'\} \Leftrightarrow p' = p + n \\ P(p) = 0 \\ n \in \{N\}, \{N\} = \{N(0, \sigma)\} \\ \{U\} = \{U(W)\} \end{cases}$$

т.е. множество точек облака есть совокупность точек, удовлетворяющих модели, с добавлением шума и выбросов.

Характер выбросов не позволяет сделать обоснованных предположений о характере их распределения, поэтому для выбросов принимается гипотеза о равномерном распределении. Необходимо на основе D оценить P.

3.1 Подгонка параллелепипеда

Предлагаемый алгоритм подгонки параллелепипеда основан на поиске плоскостей в облаке точек. Два основных этапа алгоритма:

- Поиск всевозможных плоскостей в облаке точек. Учитывая предварительную ручную сегментацию структуры сцены, мы можем предполагать, что найденные плоскости содержат грани искомого параллелепипеда. Точки облака, принадлежащие очередной найденной плоскости, исключаются из дальнейшего рассмотрения.
- Построение начального приближения на основе множества найденных в облаке точек плоскостей.
- Оптимизация начального приближения

Учитывая характер исходных данных (наличие шума и выбросов), на первом шаге алгоритма целесообразно использовать робастные методы оценки **Error! Reference source not found.** Мы предлагаем использовать метод AMLESAC **Error! Reference source not found.** Предлагается следующий подход для инициализации модели:

- Выбирается подмножество точек облака $\{V_i\}$
- Начальное приближение плоскости выбирается посредством метода наименьших квадратов:

$$\sum_{i=1}^N \rho^2(P, V_i) \rightarrow \min$$

В зависимости от уровня шума и выбросов регулируются следующие параметры алгоритма: 1) количество точек для инициализации плоскости; 2) порог дисперсии в алгоритме AMLESAC.

Второй шаг алгоритма заключается в анализе обнаруженных в облаке точек плоскостей и формирования на их основе параметрической модели параллелепипеда. Общая схема алгоритма:

- Выделить основные оси модели
 - Начальный набор $\{N\}_0$ есть множество нормалей найденных плоскостей
 - Если для $n' \in \{N\}_k$ $\min_{n \in \{N\}_k, n \neq n'}((n', n)) < \alpha$, то $\{N\}_k = \{N\}_k \setminus n'$
 - Для каждой пары нормалей $(n_i, n_j) \subset \{N\}_k, i \neq j$ вычислить векторное произведение $n_{ij}, \{N\}'_k = \{n_{ij}\}$
 - $\{N\}_k = \{N\}_k \cup \{N\}'_k$
 - Процесс продолжается пока $\{N\}_k \neq \{N\}_{k-1}$

- Если в результате процесса найдено менее трех осей, недостающие оси выбирать случайно с учетом ограничения ортогональности
- Спроецировать точки облака на найденные оси модели, после чего вычисляются размеры модели вдоль ее основных осей

Третий шаг алгоритма – оптимизация начального приближения по всем точкам облака. Мы предлагаем использовать метод нелинейной оптимизации Левенберга-Маркардта **Error! Reference source not found.** с функцией ошибка вида:

$$err(v) = \max(\min_{P(p)=0} \rho(v, p), \Delta)$$

Такая функция ошибки (M-Estimator, **Error! Reference source not found.**) минимизирует влияние выбросов на результат оптимизации.

3.2 Подгонка цилиндра

Подгонка параметрической модели цилиндра к облаку точек, предположительно лежащих на поверхности цилиндра, состоит из следующих шагов:

- Поиск начального приближения, в том числе
 - Поиск начального приближения оси цилиндра
 - Поиск начального приближения модели цилиндра
- Оптимизация модели

Алгоритм поиска начального приближения оси цилиндра основывается на следующем утверждении: любая нормаль к поверхности цилиндра пересекает его ось. Таким образом, общая схема алгоритма:

- Исходя из предположения, что точки облака лежат на поверхности гипотетического цилиндра, выделить множество нормалей к этой поверхности
 - Провести сегментацию точек облака на основе случайного выбора зерен, с ограничением на минимальное расстояние между зернами
 - Для каждого сегмента провести инициализацию и оптимизацию плоскости, аппроксимирующей положение точек сегмента. Мы предлагаем использовать для этой цели нелинейную оптимизацию с функцией по методу наименьших квадратов.
 - Сформировать множество нормалей к найденным плоскостям
- Применить метод робастной оценки для поиска прямой, пересекающей все нормали множества
 - Для инициализации модели использовать две случайные точки на двух нормалях и множества.
- Спроецировать точки облака на найденную ось цилиндра и любую прямую, ортогональную ей, после чего вычислить радиус и протяженность цилиндра

Третий шаг алгоритма – оптимизация начального приближения по всем точкам облака. Общий подход аналогичен подходу, описанному в **Error! Reference source not found.**

4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

На приведенных ниже иллюстрации даны результаты работы предложенных алгоритмов для облаков точек, полученных при видеосъемке реальных объектов.

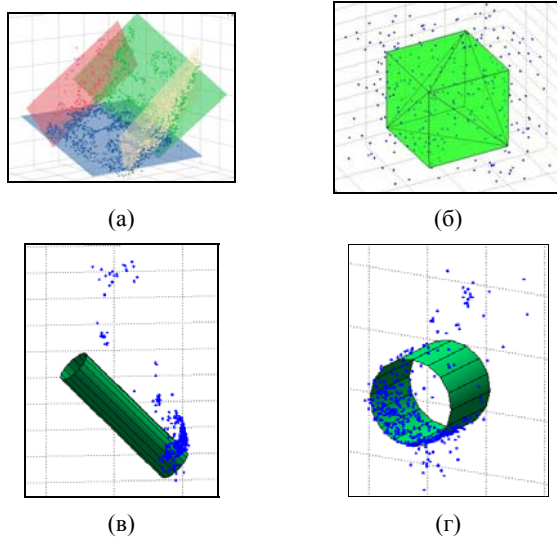


Рис. 2. Результаты: (а) Найденные в облаке плоскости. (б) Построенный параллелепипед (в) Попытка подгонки цилиндра со случайным начальным приближением (г) Результат работы предложенного алгоритма

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье мы рассмотрели некоторые предложения по улучшению существующих методов поиска параметрических моделей для решения задач трехмерной реконструкции. Было продемонстрирована успешная работа методов в случаях, возникающих при работе с выходными данными стерео алгоритмов, когда существующие подходы неприменимы. Основные отличия предложенных методов – устойчивость к выбросам на всех стадиях и наличие результата в случаях, когда данных об объектах неполные. Это позволяет пользователю получить начальные приближения объектов, скорректировать которые значительно проще, чем производить ручную подгонку.

6. БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] David Eberly *Fitting 3D Data with a Cylinder*, Geometric Tools, Inc.
- [2] Low, K, and Tan T. *Model Simplification using Vertex Clustering*. Symposium on Interactive 3D Graphics, 1997, pp. 75-81.
- [3] Popovic, J., and Hoppe, H. *Progressive simplicial complexes*. Computer Graphics (SIGGRAPH'97 Annual Conference Series), ACM SIGGRAPH, 1997.
- [4] M. Pollefeys, R. Koch, M. Vergauwen, B. Deknuydt, L. Van Gool. *Threedimensional scene reconstruction from images*. In Proc. SPIE Electronic Imaging, Three-Dimensional Image Capture and Applications III, Vol. 3958, pp.215-226, 2000.
- [5] G. Lukracs A. D. Marshall R. R. Martin *Geometric least-squares fitting of spheres, cylinders, cones* University of Wales, Cardiff June 1997

[6] P. Liang, and J. S. Todhunter, *Representation and recognition of surface shapes in range images: a differential geometry approach*, Computer Vision, Graphics and Image Processing, 52(1):78-109, 1990.

[7] R. M. Bolle and B. C. Vemuri, *On Three-Dimensional Surface Reconstruction Methods*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13 (1), pp 1-13, 1991.

[8] A. Jaklic, A. Leonardis, and F. Solina. *Segmentor: An object-oriented framework for image segmentation*. Technical Report LRV-96-2, Computer Vision Laboratory, University of Ljubljana, Faculty of Computer and Information Science, 1996.

[9] A. Konouchine, V. Gaganov, V. Vezhnevets. *Combined Guided Tracking and Matching with Adaptive Track Initialization*. In Proc. Graphicon'05, pp.301-304, 2005.

[10] D. Forsyth, J. Ponce. *Computer Vision: A modern approach*. Prentice Hall, 2003.

[11] А.Конушин, К.Мариничев, В.Вежневцев. *Обзор робастных схем оценки параметров на основе случайных выборок*. Труды Графикон-2004, с.275-278, 2004.

[12] A. Konouchine, V. Gaganov, V. Vezhnevets. *AMLESAC: A New Maximum Likelihood Robust Estimator*. In Proc. Graphicon'05, pp.93-100, 2005.

Об авторах

Евгений Лисицин, аспирант ИПИМ им. М.В.Келдыша

E-mail: Eugene.Lisitsin@gmail.com

Антон Конушин, к.ф.-м.н., м.н.с. ВМК МГУ им. Ломоносова

E-mail: ktosh@graphics.cs.msu.ru

Parametric model fitting to 3D point clouds

Abstract

In this paper a new methods for parametric model fitting to noise 3D point cloud is proposed. Two types of parametric models are used – parallelepiped and cylinder. 3D point clouds are obtained by structure and motion methods, applied to image and video sequences of real scenes. Such point clouds are very noisy and contain a high portion of outliers. Proposed methods rely on robust parameter estimation methods and outperform existing methods by robustness to noise and outliers.

Keywords: Parametric model fitting, 3D reconstruction, Point cloud, 3D modeling, Robust parameter estimation

About the author(s)

Eugeny Lisitsin is a Ph.D. student in Keldysh Institute of Applied Mathematics His contact email is

Eugene.Lisitsin@gmail.com

Anton Konushin, Ph.D. is a research fellow in Moscow State University. His contact email is ktosh@graphics.cs.msu.ru