

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ СВЯЗАННОСТИ ДЛЯ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ В ТРЕХМЕРНОМ ОБЛАКЕ ТОЧЕК

С.А. Разлацкий, П.Ю. Якимов

Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королева (национальный исследовательский университет)

Детектирование объектов позволяет нам избегать и регулировать огромное количество ситуаций касающихся автомобильной безопасности. В большинстве передовых и технологических странах мира уже существуют системы детектирования, однако в России из-за дороговизны технологии процесс их внедрения крайне медленный. Выходом из данной ситуации является создание бюджетной технологии, при этом не жертвуя качеством результата. Рассмотрение метода геометрической связанности на примерах трехмерных изображений показывает, что алгоритм весьма успешно применять под тип нашей задачи.

Ключевые слова: компьютерное зрение, детектирование трехмерных объектов, трехмерные изображения

Введение

Методы и алгоритмы детектирования объектов в области компьютерного зрения с каждым годом становятся все более продвинутыми и более сложными. В настоящее время настоящий бум в своем развитии получили методы обработки трехмерных данных. С развитием и большей доступностью сенсоров, способных получать трехмерное изображение, увеличилась потребность в создании новых способов понимания окружающей обстановки трехмерного мира.

До недавнего времени применение простых и неточных методов детектирования в трехмерном изображении было обусловлено ограничениями в области вычислительной техники – существующее развитие процессоров попросту не позволяло производить обработку в реальном времени. Так, мобильный процессор Nvidia Tegra k1 [1], появившийся в 2014 году, обладает теоретической мощностью в 1 Тфлопс [2], что открывает новые возможности перед исследователями в области компьютерного зрения.

В настоящее время существует множество методов детектирования объектов по трехмерным изображениям [3]. В частности, метод Хафа [4] является развитием реализации метода детектирования на двумерных изображениях. В статье [5] используется метод RANSAC, который также широко распространен при обработке двумерных изображений. В данной статье рассмотрен метод геометрической связанности [6].

1. Постановка задачи и исходные данные

Основным планируемым приложением рассматриваемого метода является область автомобильной безопасности. Компьютерное зрение может решать такие задачи, как распознавание дорожных знаков [7], детектирование дорожной разметки [8] и пр.

Появившиеся в последнее время сенсоры для получения облака точек – один из способов хранения трехмерного изображения – могут быть также установлены на автомобиле для получения более полной картины окружающей дорожной обстановки. Детектирование различных объектов, способных помешать штатному движению транспортного средства, и является целевой задачей для настоящего исследования.

Для получения исходных данных был использован сенсор Microsoft Kinect. По принципу работы Kinect является так называемой *time of flight (tof)* камерой, то есть видеосенсором, который за счет излучения лазера ближнего инфракрасного диапазона и подсчета времени с момента его отражения от поверхностей получает трехмерное изображение. На рис. 1 представлены несколько типов представления трехмерного изображения: карта глубин (рис. 1а), облако точек (рис. 1б) и трехмерные поверхности, полученные путем интерполяции трехмерных точек (рис. 1в).

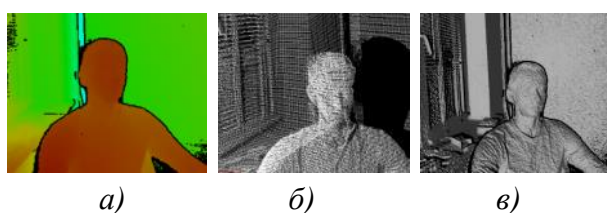


Рис. 1. Примеры отображения полученных при помощи Kinect: (а) Карта глубин; (б) Трехмерное облако точек; (в) Восстановленные поверхности

Для решения задачи детектирования объектов в трехмерном изображении необходимо получить координаты искомого объекта.

2. Применение метода геометрической связности для детектирования объектов в трехмерном облаке точек

Для того, чтобы обнаружить объект в трехмерной сцене, необходима модель-эталон для поиска. При сопоставлении трехмерной сцены и эталонной модели, вычислительная нагрузка любого метода будет достаточно высока из-за большого количества точек. Поэтому для уменьшения затрачиваемых мощностей часто применяются специальные алгоритмы кластеризации, которые аппроксимируют трехмерные облака точек. То есть множество точек, находящихся друга от друга на малом расстоянии, объединяется в одну область (особую точку), которая имеет объем и рассматривается при этом как одна точка в новом облаке точек [4].

В настоящем подходе особые точки определяются в районах с большим разбросом формы измеряемые при помощи специальной *индекс формы*. Для того, чтобы оценить кривизну точки на поверхности мы используем формулу квадратичной поверхности:

$$F(x, y) = ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f. \quad (1)$$

В локальном окне с центром в данной точке используется метод наименьших квадратов для оценки параметров квадратичной поверхности. Затем используется дифференциальная геометрия, чтобы вычислить нормаль к поверхности и среднюю главную кривизну. Мы двигаем локальное окно дальше и повторяем ту же процедуру вычисления значения индекса формы для других точек.

На рис. 2 изображены исходное изображения и подсчитанный индекс формы для его поверхности.

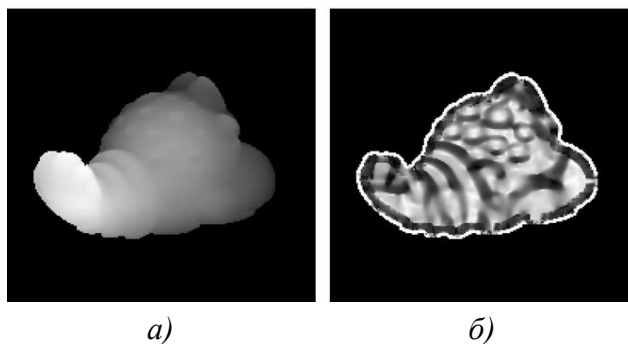


Рис. 2. Примеры отображения изображения: а) Исходное трехмерное изображение; б) Индекс формы трехмерного изображения

Поверхность в точке p определяется следующей формулой:

$$S_i(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_1(p) + k_2(p)}{k_1(p) - k_2(p)}, \quad (2)$$

где $k_1(p)$ и $k_2(p)$ максимальные и минимальные значения главной кривизны. При таком определении все формы преобразуются в значения в отрезке $[0 \dots 1]$. Наибольшие значения индекс формы представляют выпуклые поверхности, а наименьшие значения вогнутые поверхности.

Определим локальную окрестность (local surface patches – LSP), как область, состоящую из особых точек P и его соседние представления N . Локальная поверхность включает в себя тип поверхности T_p , центр поверхности и гистограмму значений индекса формы против скалярного произведения поверхности нормали в точке P и N соседних точек. Локальная поверхность, изображенная на рис. 3, удовлетворяет следующим условиям:

$$N = \{pixelsN, \|N - P\| \leq \varepsilon_1\} \text{ and } A \cos(n_p \bullet n_n) < A, \quad (3)$$

где « \bullet » обозначается как скалярное произведение между нормалью к поверхности вектор n_p и n_n в особой точке P и ее N соседних точек, соответственно. $A \cos$ обозначает обратное значение функции косинуса. Два параметра ε_1 и A очень важны, так как они определяют информативность представления локальной окрестности.

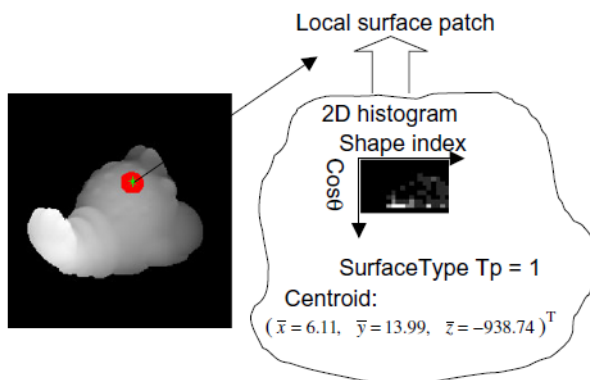


Рис. 3. Пример дескриптора локальной окрестности

Для каждой точки N_i принадлежащей N , вычислим значения индекс формы и угол γ между нормалью поверхности в особые точки P и N_i . Затем формируем двумерные гистограммы по накоплению точек в частности ячейки вдоль двух осей на основе следующего уравнения, которое затрагивает значения индекса формы и угол к двумерной гистограмме ячеек (h_x, U_y) :

$$h_x = \left[\frac{S_i}{b_h} \right], U_y = \left[\frac{\cos \gamma + 1}{b_y} \right]. \quad (4)$$

Одна из осей гистограммы – это значение индекс формы которое изменяется в диапазоне $[0 .. 1]$. Вторая ось, это косинус угла между нормалью поверхности вектора в точке P и одного из его N соседей. Он равен скалярному произведению двух векторов, находящихся в диапазоне $[-1,1]$. На рис. 3 представлен один из примеров 2D гистограммы. Более яркие участки графика изображения, соответствуют точкам с большим шансом попадания в них. Черными же являются точки несовпадения. Тип поверхности T_p из локальной окрестности получается на основании кривизны Гаусса и средней кривизны особой точки применяемых в следующем выражении, где K параметр гауссовой кривизны, а H параметр средней кривизны:

$$T_p = 1 + 3(1 + \text{sgn}_{\text{сН}}(H)) + (1 - \text{sgn}_{\text{сК}}(K)). \quad (5)$$

После голосования по всем локальным окрестностям, содержащихся в тестовом объекте, записываем гистограммы в хеш-таблицы и выявляем модели, получившие наибольшее количество голосов. Из подданных голосов, мы также узнаем потенциальные пары соответствующих локальных окрестностей. Учитывая, что хеш-таблица может иметь множество элементов, мы выбираем LSP с минимальными расхождениями и тот же тип поверхности для возможной соответствующей окрестности. Отфильтровать возможные пары можно на основе геометрической связности:

$$d_{C_1C_2} = |d_{S_1S_2} - d_{M_1M_2}| < \varepsilon_3, \quad (6)$$

где $d_{S_1S_2}$ и $d_{M_1M_2}$ евклидовы расстояния между двумя участками поверхности. Ограничение (6) — это гарантия, что расстояние $d_{S_1S_2}$ и $d_{M_1M_2}$ согласуются. Таким образом, мы используем геометрические связности для разделения потенциальных соответствующих пар на разные группы. Чем больше группа, тем больше шансов что это искомый объект.

3. Примеры работы метода детектирования объектов в трехмерной сцене

Результаты применения метода геометрической связности представлены на рис. 4. На рис. 4б найден не только искомый объект на и ложный. Однако при настройках ряда параметров, описанных в предыдущем разделе, метод с поставленной задачей справляется (рис. 4а).

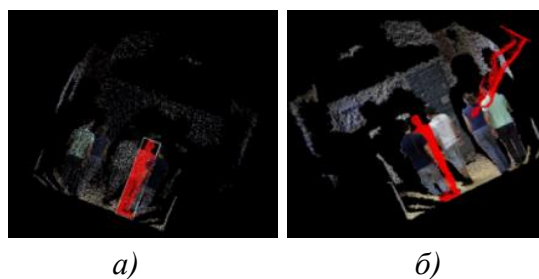


Рис. 4. Примеры обнаружения объекта методом геометрической связности: а) Обнаружение искомого объекта; б) Обнаружение ложного и искомого объекта

4. Заключение

В настоящей статье описан метод детектирования различных объектов с использованием трехмерной модели окружающей дорожной обстановки. На выходе метод получает трехмерные координаты искомого объекта относительно снимающей трехмерной камеры. Метод геометрической связности для детектирования трехмерных объектов в облаке точек показал эффективные результаты. В дальнейшем полученные результаты исследования предполагается использовать в задаче детектирования и распознавания пешеходов и прочих препятствиях при движении автомобиля. Также планируется модифицировать метод с целью уменьшить зависимость качества детектирования от точного совпадения трехмерной модели и искомого объекта в облаке точек. Для ускорения обработки данных будет использована технология программирования графических процессоров CUDA.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке фонда РФФИ: проекты 16-37-60106 мол_а_дк и 16-37-00362 мол_а.

Литература

1. Li, A. An Overview of NVIDIA Tegra K1 Architecture / A. Li, R. Serban, D. Negrut. // URL: <http://sbel.wisc.edu/documents/TR-2014-17.pdf>. – 2014.
2. Cavigelli, L. Accelerating real-time embedded scene labeling with convolutional networks / L. Cavigelli, M. Magno, L. Benini // In Proceedings of the 52nd Annual Design Automation Conference, ACM. – 2015 – p. 108.
3. Li, Z. 3D Object Detection // URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/73de/dbe307bb116c2a2efdc65ccf8e40e8070584.pdf>. – 2016.
4. Разлацкий, С.А. Исследование методов распознавания объектов в трехмерной сцене / Разлацкий С.А., Якимов П.Ю. // труды международной научно-технической конференции ПИТ 2015. – 2015. – С. 197-201.
5. Schnabel, R. Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection / Schnabel, R., Wahl, R. and Klein, R. // Computer Graphics Forum 26. – 2007. – P. 214–226.
6. Chen, H. 3D free-form object recognition in range images using local surface patches / H. Chen, B. Bhanu // Pattern Recognition Letters. – vol. 28(10). – 2007. – pp. 1252-1262.
7. Якимов, П.Ю. Предварительная обработка цифровых изображений в системах локализации и распознавания дорожных знаков // журнал Компьютерная оптика. – 37(3). – 2013. – С. 401-405.
8. Lee, J. Effective lane detection and tracking method using statistical modeling of color and lane edge-orientation / Cho., J.-S. // ICCIT'09. Fourth International Conference on. IEEE. – 2009.
9. Fursov, V.A., Information technology for digital terrain model reconstruction from stereo images / V.A. Fursov, Y.V. Goshin // Computer Optics. – Volume 38, Issue 2. – 2014. – P. 335-342.
10. Chen, H., 3D free-form object recognition in range images using local surface patches / H. Chen, B. Bhanu // Pattern Recognition Letters. 2007. p. 1252-1262.
11. Cousins S., 3D is here: Point Cloud Library (PCL) / S. Cousins, R. Rusu // Willow Garage, Menlo Park, USA.