XXXII Неделя науки СПбГПУ. Материалы межвузовской научно-технической конференции. Ч.V : С.201-202

УДК 681.5.007

Д.Н.Степанов (асп., ЦНИИ РТК), Д.Л.Четвериков, к.т.н., доц.

УСЕЧЕННЫЙ АЛГОРИТМ ИТЕРАЦИОННОГО ПОИСКА БЛИЖАЙШИХ ТОЧЕК (TRIMMED ITERATIVE CLOSEST POINT, TRICP) – УСТОЙЧИВОЕ СОВМЕЩЕНИЕ ТРЕХМЕРНЫХ НАБОРОВ ТОЧЕК

В данной работе мы хотим представить новый устойчивый алгоритм регистрации трехмерных наборов данных, результаты его экспериментального исследования и сравнения с различными аналогичными методами.

Проблема совмещения больших наборов точек в трехмерном пространстве с целью построения целостной модели возникает во множестве задач, включая инженерный анализ и анализ движения. Наш алгоритм призван преодолеть ограничения, присущие классическому алгоритму Iterative Closest Point (ICP). Существенным отличием TrICP от множества других подходов, призванных решить ту же задачу, является строгая математическая формулировка и доказанная сходимость метода.

Рассмотрим два выравниваемых набора трехмерных точек: набор *данных (data)* $P = \{p_i\}_1^{N_p}$ и *модельный (model)* набор $M = \{m_i\}_1^{N_m}$. Как правило, число точек в этих двух наборах различно: $N_p \neq N_m$. Значительная часть точек данных может не иметь соответствия в модели. Предположим, что минимальный гарантированный процент точек, для которых может быть установлена пара, известен; назовем этот процент *минимальным перекрытием* (*minimum overlap)* и обозначим его ξ. Тогда число точек данных, для которых может быть установлено соответствие, определится как $N_{po} = \xi N_p$

Аналогично большинству итеративных алгоритмов, включая ICP, наш алгоритм предполагает, что P и M изначально *грубо совмещены*, либо вручную, либо автоматически. Это может быть сделано, к примеру, путем совмещения нескольких характерных точек или, в контролируемой установке, путем вычисления движения сенсора между двумя измерениями. Также всегда предполагается, что перекрывающиеся части двух наборов достаточно характерны, чтобы исключить неоднозначное соответствие. В частности, эти части не должны быть симметричными и “невыразительными”. Это предположение типично для большинства алгоритмов регистрации наборов точек. С другой стороны, мы не предполагаем, что точки получены в результате поверхностных измерений: в противоположность другим методам, ориентирующимся на нормаль к поверхности, TrICP может применяться к *объемным данным*.

Согласно этим предположениям, проблема заключается в нахождении эвклидового преобразования, приводящего N_{po}-точечное подмножество P в наилучшее возможное выравнивание с M. Для эвклидового преобразования с матрицей поворота R и трансляционным вектором t, обозначим преобразованные точки набора данных как

$$p_i(\mathbf{R},\mathbf{t}) = \mathbf{R}p_i + \mathbf{t},\ P(\mathbf{R},\mathbf{t}) = \{p_i(\mathbf{R},\mathbf{t})\}_1^{N_p}. \quad (1)$$

Определим *индивидуальное расстояние* от точки $p_i(\mathbf{R},\mathbf{t})$ до модельного набора точек M как расстояние до ближайшей точки из M:

$$m_{cl}(i,\mathbf{R},\mathbf{t}) = \arg\min_{m\in M} \left\| m - p_i(\mathbf{R},\mathbf{t}) \right\|, \quad (2)$$

$$d_i(\mathbf{R},\mathbf{t}) = \left\| m_{cl}(i,\mathbf{R},\mathbf{t}) - p_i(\mathbf{R},\mathbf{t}) \right\|. \quad (3)$$

Мы хотим найти перемещение (R,t), которое минимизирует сумму *наименьших* N_{po} квадратов индивидуальных расстояний $d_i^2(\mathbf{R},\mathbf{t})$. Обычный алгоритм ICP предполагает, что для всех точек данных могут быть найдены пары: $\xi=1$ и $N_{po}=N_p$. TrICP предоставляет плавный переход к ICP при $\xi \to 1$. В частности, сходимость ICP следует из сходимости TrICP.

Структура TrICP аналогична структуре ICP. Основная идея заключается в последовательном использовании метода наименьших квадратов (LTS) во всех основных аспектах: при борьбе с выбросами (outliers), дефектами формы или просто частичным перекрытием; для оценки оптимального преобразования на каждом шаге итераций; для образования глобальной ценовой функции, которая минимизируется.

Сходимость к глобальному минимуму зависит от начальных условий. Для избежания локального минимума ICP обычно прогоняется несколько раз для различных начальных состояний. Мы обнаружили, что TrICP стремится избежать локальных минимумов за счет изменения точек, участвующих в различных итерациях.

В реальных случаях значение параметра перекрытия ξ часто оказывается неизвестным. Мы нашли решение этой проблемы, использующее алгоритм, построенный на основе минимизации целевой функции

$$\psi(\xi) = \frac{e(\xi)}{\xi^{1+\lambda}}, \tag{4}$$

где $\lambda \geq 0$ – это новый параметр. В тестах, на которые имеется ссылка в этой работе, мы использовали $\lambda = 2$.

Нами были проведены численные сравнения скорости и эффективности работы нашего алгоритма, оригинального ICP (в рамках его применимости) и другого популярного алгоритма – ICRP, разработанного Pajdla и Van Gool [1]. В качестве основы для нашего исследования мы использовали набор реальных измеренных данных, полученных от Centre for Vision, Speech, and Signal Processing, Department of Electronic and Electrical Engineering, University of Surrey, UK[5].

Наши исследования показывают, что TrICP обычно более точен, чем ICRP; при малых начальных ошибках различие не столь значительно, однако в случае плохой начальной регистрации ICRP может давать очень плохие результаты. Важно, что TrICP более устойчив по отношению к повороту и неполным, неточным измерениям, которые мы всегда имеем в реальном эксперименте. Исследования скорости работы показали схожесть двух методов при хорошем начальном приближении и небольшом числе точек (например, двумерные данные). В случае очень большого числа точек (10000 и более) и плохом начальном совмещении скорость TrICP оказывается заметно выше за счет использованной структуры данных. Разработчики ICRP признали результаты наших исследований достоверными.

ЛИТЕРАТУРА:

1. T. Pajdla and L. V. Gool. Matching of 3-D Curves using Semi-differential Invariants. In 5th International Conference on Computer Vision, pages 390–395, 1995.
2. K. Pulli. Surface Reconstruction and Display from Range and Color Data. PhD thesis, University of Washington, Seattle, 1997.
3. P. Rousseeuw and A. Leroy. Robust Regression and Outlier Detection. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics, 1987.
4. P. Rousseeuw and B. van Zomeren. Unmasking multivariate outliers and leverage points. Journal of the American Statistical Association, 85:633–651, 1990.
5. Univ. of Surrey, UK. Shape Queries Using Image Databases. www.ee.surrey.ac.uk/Research/VSSP/imagedb/demo.html.