

DOI: 10.7652/xjtuxb201811020

无序多视角点云的自主配准方法

徐思雨, 祝继华, 姜祖涛, 郭瑞, 李垚辰
(西安交通大学软件学院, 710049, 西安)

摘要: 为了提高自主多视角点云配准方法的效率和精度,提出一种基于特征匹配的无序多视角点云全局配准方法,通过计算和匹配点云的特征描述子快速实现双视角点云配准;设计了有效的判定准则用于判别双视角配准的结果是否可靠;利用所提出的模型扩展方法对可靠的双视角配准结果进行点云模型的扩展。通过交替地执行双视角配准、配准结果判别和模型扩展,该方法可实现无序多视角点云的全局配准。在斯坦福图形学实验室公开数据集上的实验结果表明,与效果较优的同类方法相比,该方法可使得配准效率平均提高近 5 倍,且配准误差显著下降,同时可提高多视角点云配准的性能。

关键词: 双视角配准;多视角配准;模型扩展;特征匹配

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)11-0134-08

An Automatic Approach for Multi-View Registration of Unordered Range Scans

XU Siyu, ZHU Jihua, JIANG Zutao, GUO Rui, LI Yaochen
(School of Software Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A feature match based approach is proposed to improve the performance of multi-view registration. This approach can achieve global registration of unordered range scans. It calculates and matches feature descriptors to achieve pair-wise registrations. In addition, an effective rule to judge the reliability of pair-wise registration results is designed. Moreover, a model augmentation method is proposed to use reliable results of pair-wise registration to augment the object model. Multi-view registrations are accomplished by alternately executing the pair-wise registrations and judgments, and model augmentation. Experimental results on available public data sets and comparisons with some state-of-the-art approaches show that the proposed approach increases the registration efficiency by about 5 times on average and largely reduces registration errors.

Keywords: pair-wise registration; multi-view registration; model augmentation; feature match

点云配准问题是在计算机视觉^[1-3]和移动机器人^[4]等研究领域中的基础问题。根据待配准点云数,该问题可分为双视角和多视角点云配准两种类型。

双视角配准是多视角配准的基础,其实质是通过定义相似性测度函数,并建立两帧点云之间点的

对应关系以计算最优的变换关系。Besl 等提出了基于迭代求解思想的迭代最近点(ICP)算法^[5],对于解决刚体配准问题,该方法具有精度高和速度快的特点,但它不能解决缺失点云配准问题且具有局部收敛性。为了解决缺失点云配准问题,Chetver-

ikov 等提出了裁剪 ICP 算法^[6],该方法在原始 ICP 算法的基础上,通过引入重叠百分比系数去除非重叠区域以准确地计算双视角配准结果。为了解决局部收敛问题,粒子滤波^[7]和遗传算法^[8]均被用于搜索全局最优的配准结果,但这类方法的计算量较大。有的学者提出一些基于特征匹配的双视角配准方法^[9-10],此类方法通过从待配准的点云中提取并匹配特征,以快速计算双视角点云之间的刚体变换关系。

给定多视角点云集,多视角点云配准的目标是计算各点云和基准点云之间的刚体变换关系。与双视角点云配准问题相比,多视角点云配准问题需要求解的参数较多。解决此问题最简单的方法是顺序配准法^[11],该方法通过不断地将两帧点云进行配准再合并以实现多视角配准结果,此方法虽然简单但存在累积误差问题。为了消除累积误差,Zhu 等提出逐步求精的配准方法,该方法顺序遍历基准帧以外的各帧点云,并将所遍历的点云与其他点云构造的模型进行双视角配准,以修正单帧点云的多视角配准参数^[12];Govindu 等提出了基于运动平均算法的多视角配准方法^[13],该方法将所有可获得的双视角配准结果作为输入,利用基于李群的运动平均算法计算多视角配准参数;Guo 等给双视角配准结果赋予代表可靠度的权值,并提出了权重运动平均方法,以提高多视角配准结果的精度^[14];Arrigoni 等提出了基于低秩稀疏矩阵分解的多视角配准方法^[15],该方法利用双视角配准结果构造矩阵,并利用低秩稀疏矩阵分解方法近似得到低秩矩阵,以便恢复获得多视角点云配准结果;Georgios 等将多视角配准问题转化成聚类问题,通过利用期望最大化(EM)算法估算高斯混合模型(GMM),以实现聚类及多视角配准参数的计算^[16],但该方法需要求解的参数较多,故算法的效率较低。

虽然前述方法可获得较好的多视角点云配准结果,但它们需要外界提供可靠的多视角配准初始值。为了获得多视角配准的初始值,Daniel 等提出了全自主的多视角点云配准方法^[17],该方法首先计算所有双视角配准结果,然后通过设计相容性准则找出可靠的双视角配准结果以分析获得多视角配准结果,由于该方法需要计算点云集中所有双视角点云的配准结果,故效率较低。Zhu 等提出了基于生成树的多视角点云配准方法^[18],该方法基于广度优先的搜索方式,利用所设计的判定准则寻找可靠的双视角配准结果创建生成树以获得多视角配准结果,由于大部分双视角点云之间的重叠百分比(点云重

叠区域的点数占总点数的比值)较低,需进行多次双视角配准才能创建出完整的生成树,故基于生成树方法的效率有待进一步提高。

针对多视角点云配准问题,本文提出了基于特征匹配的多视角点云全局配准方法。该方法选取可靠的特征描述子快速实现双视角配准;设计合理的判定准则判别双视角配准结果的可靠性;提出有效的模型扩展方法,利用可靠双视角配准结果进行点云模型的扩展。通过采用交替地执行双视角配准、配准结果判别和模型扩展的方式,实现无序多视角点云的全局配准。

1 裁剪 ICP 算法

给定具有非重叠区域的双视角点云,分别包含 N_p 个点的点云 $P \triangleq \{p_i\}_{i=1}^{N_p}$ 和 N_q 个点的模型点云 $Q \triangleq \{q_j\}_{j=1}^{N_q}$,其中 p_i 表示 P 中的第 i 个点, q_j 表示 Q 中第 j 个点。设 P_x 表示重叠区域的数据点云上的点所组成的子集,重叠百分比 x 定义为 N'_p 和 N_p 的比值,其中 N'_p 表示子集 P_x 所包含的点数。定义裁剪均方误差

$$E(x, \mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{N'_p} \sum_{p_i \in P_x} (\|\mathbf{R}p_i + \mathbf{t} - q_{c(i)}\|_2^2) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{R}$ 与 $\mathbf{t}$ 表示刚体变换中的旋转矩阵和平移变量; $(p_i, q_{c(i)})$ 表示模型点云和数据点云在重叠区域的具有对应关系的点对。双视角配准问题可表示为如下的最小化问题

$$\min \phi(x, \mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{E(x, \mathbf{R}, \mathbf{t})}{x^{1+\lambda}} \quad (2)$$

式中 λ 是预设的参数, $\lambda=2$ 。

给定初始刚体变换 $(\mathbf{R}_0, \mathbf{t}_0)$,裁剪 ICP 算法采用交替迭代的思想求解最优的配准参数,且第 k 次迭代包含以下步骤。

步骤 1 基于当前刚体变换,建立点的对应关系

$$c_k(i) = \arg \min_{j \in \{1, 2, \dots, N_q\}} \|\mathbf{R}_{k-1}p_i + \mathbf{t}_{k-1} - q_j\|_2, \quad i = 1, 2, \dots, N_p \quad (3)$$

步骤 2 根据当前点对关系,计算第 k 次迭代中的重叠百分比 x_k 和子集 P_x

$$(x_k, P_{x_k}) = \arg \min_{\substack{P_x \\ x_{\min} < x \leq 1}} \frac{\sum_{p_i \in P_x} \|\mathbf{R}_{k-1}p_i + \mathbf{t}_{k-1} - q_{c_k(i)}\|_2^2}{(|P_x| x^{1+\lambda})} \quad (4)$$

步骤 3 更新刚体变换关系

$$(\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k) = \arg \min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \sum_{p_i \in P_{x_k}} \|\mathbf{R}p_i + \mathbf{t} - q_{c_k(i)}\|_2^2 \quad (5)$$

迭代执行步骤 1~3, 直到迭代步数达到预设的上限 K 或 $|\psi_k - \psi_{k-1}| < \epsilon$ (ϵ 为任意小的正数), 即可停止迭代输出最优的配准参数 $(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 。与原始 ICP 算法相似, 裁剪 ICP 算法也具有局部收敛性, 但是为获得可靠的双视角配准结果, 需要外界提供较好的配准初始值。

2 无序多视角点云全局配准

为了实现无序多视角点云的全局配准, 本文提出了如图 1 所示的解决方法。该方法选定基准帧作为初始模型点云, 顺序遍历点云集里的每一帧点云, 然后利用双视角配准方法将所遍历的点云与模型点云进行配准, 通过设计有效的判定准则, 将判别出的可靠双视角配准结果用于模型点云扩展, 直到全部点云被加入扩展模型中。

2.1 基于特征匹配的双视角配准

为了解决双视角配准问题, 已有各种局部收敛的方法。在给定配准初始值时, 这些方法可以计算出两个点云之间最优的刚体变换。然而, 在无序多视角点云配准问题中, 双视角配准初值是未知的, 因此需要可实现全局配准的双视角配准方法。

Lei 等提出了基于特征匹配的双视角全局配准方法^[10], 该方法先对原始点云进行降采样, 以降采样获得的每个点为中心定义 4 个具有不同半径的圆球, 接着利用球内所包含的原始点云, 计算该点的 4 组法向量和特征值向量, 并用 9 维的特征值差向量 $\mathbf{D}$ 和 12 维的法向量 $\mathbf{N}$ 作为特征描述子。由于特征值差向量具有旋转不变形性, 可基于欧氏距离最近的原则建立简单的特征对应关系, 随后将每个特征对作为种子匹配对, 通过检验其他特征点与种子特征点之间的距离差和法向量夹角, 选取兼容的特征匹配对形成特征匹配对集。为了消除错误的匹配对, 可进一步利用随机一致性算法对匹配对集中的特征对进行筛选, 选出可靠特征对确定双视角配准结果。由于种子匹配对不一定可靠, 因此需要遍历

全部种子匹配对, 如果利用该种子点匹配对所找的相容特征匹配对数较少, 则直接丢弃, 否则需要采用随机一致性算法进行后续处理以确定双视角配准结果。最后, 比较所有配准结果所对应的裁剪均方误差选出最可靠的双视角配准结果。

与原始点云相比, 降采样后的特征点数较少, 根据特征点所计算出的双视角配准结果精度有限。为提高配准结果精度, 本文利用裁剪 ICP 算法对基于特征点匹配所求出的双视角配准结果进行了修正, 以获得更好的双视角配准结果。

2.2 配准结果评判的设计

为了获得精确的扩展模型, 需要选取可靠的双视角配准结果, 为此必须设计有效的判定准则。

在多视角点云配准问题中, 每对点云之间存在非重叠区域甚至无重叠区域。对于重叠百分比比较高的双视角点云, 裁剪 ICP 算法可准确地找出两点云之间的重叠区域, 并计算出可靠的配准参数; 对于具有低重叠百分比或无重叠区域的双视角点云, 裁剪 ICP 算法会找出虚假的重叠区域, 并计算出不可靠的配准参数。图 2 给出了具有不同重叠百分比的双视角点云配准结果, 其中图 2a 所示的双视角点云具有较高的重叠百分比, 图 2b 所示的双视角点云分别来源于兔子模型的正反面, 具有较低的重叠百分比。由图 2 可知, 可靠的配准结果使得位于重叠区域的点对误差距离较小, 而不可靠的配准结果造成虚假重叠区域的点对误差距离较大, 因此可将裁剪 ICP 算法所确定的重叠区域内的点对误差, 即裁剪均方误差 E , 作为判定配准结果可靠性的依据。

对于相同的数据点云和配准结果, 裁剪均方误差会受模型点云点密度的影响。图 3 给出了模型点云点密度对裁剪均方误差的影响。由图 3 可知, 低密度的模型点云将导致裁剪均方误差增大, 高密度的模型点云有利于降低裁剪均方误差。根据裁剪均方误差受模型点云点密度之间影响的现象, 本文给出如下双视角配准结果的判定准则

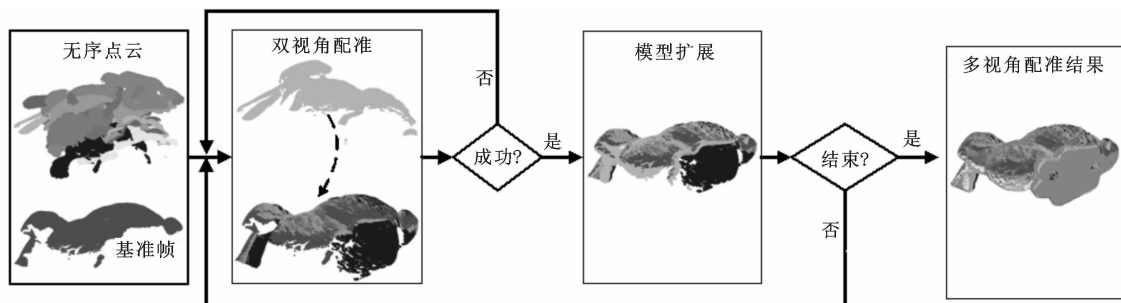


图 1 无序多视角点云配准方法框架图

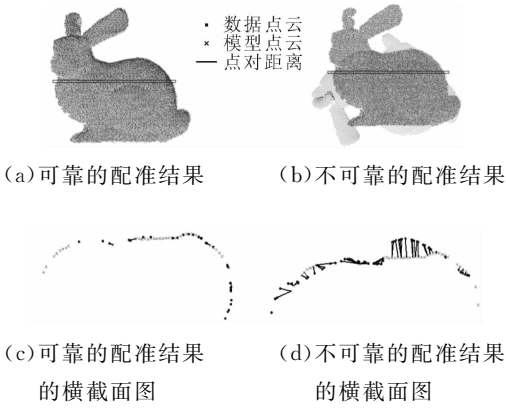


图 2 双视角配准结果的横截面图

$$E \leq ad_M \quad (6)$$

式中: E 为双视角配准结果所对应的裁剪均方误差; d_M 为模型点云的平均密度; a 为设定的常数。如果 E 满足式(6), 则可判定双视角配准结果较可靠, 否则为不可靠。

为了改善判定准则, 当获得一部分可靠的多视角配准结果后, 可将这些配准结果所对应的均方误差的均值加入判定准则, 即

$$E \leq \max(ad_M, bm_E) \quad (7)$$

式中 m_E 表示可靠配准结果裁剪均方误差 E 的平均值。参数 a 和 b 的选取将在实验部分进行讨论。

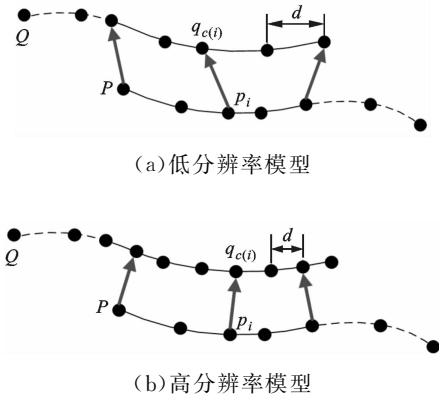


图 3 模型点云的分辨率对裁剪均方误差的影响

2.3 点云模型的扩展

根据本文所设计的判定准则可判别双视角配准结果是否可靠, 对于可靠的双视角配准结果则需要模型扩展。由于模型形状的点云密度会影响后续双视角配准的裁剪均方误差, 为了保证判定准则的有效性, 需要尽量保持模型点云密度的恒定性。为此, 本文设计如图 4 所示的模型扩展方法。

利用双视角结果 (R, t) 将数据点云进行变换, 以获得变换后的数据点云 P'

$$P' \triangleq \{Rp_i + t\}_{i=1}^{N_p} \quad (8)$$

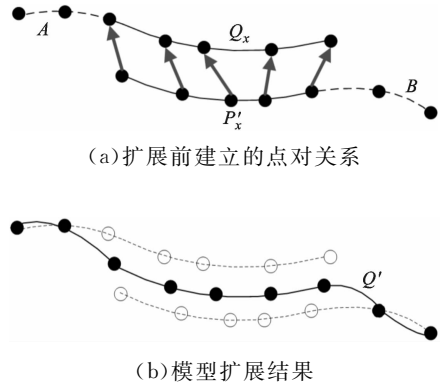


图 4 模型扩展方法示意图

可将模型点云和变换后的数据点云分解为两部分

$$Q = Q_x \cup A, P' = P'_x \cup B \quad (9)$$

式中: Q_x 和 P'_x 表示 Q 和 P 位于重叠区域的点所组成的集合; A 和 B 表示 Q 和 P 位于非重叠区域的点所组成的集合。由模型点云 Q 和经过变换的数据点云 P' 所组成的扩展模型为

$$Q' = A \cup F \cup B \quad (10)$$

其中 F 是重叠区域 Q_x 和 P'_x 融合后的新的点云集合

$$\left. \begin{aligned} F &= \{f_i\}_{i=1}^{N_f} \\ N_f &= N_p \\ f_i &= \frac{(Rp_i + t) + q_{c(i)}}{2} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

模型扩展时, 对均匀采样所获得的特征同样需要进行扩展。本文所采用的特征包含特征点和特征描述两部分, 其中特征描述分为法向量 N 和特征值差向量 D 两部分。在进行特征扩展时, 可利用裁剪 ICP 算法建立重叠区域特征点的对应关系, 并采用处理点云的方式确定新特征的特征点。由于特征值差向量具有旋转不变性, 故新特征值差向量可由对应特征对的特征值差向量的均值所代替, 即

$$D_{Q',i} = \frac{(D_{P,i} + D_{Q,c(i)})}{2} \quad (12)$$

而法向量不具有旋转不变性, 故在求平均法向量前, 需要对数据点云中特征点的法向量进行旋转, 然后再求平均

$$N_{Q',i} = \frac{RN_{P,i} + N_{Q,c(i)}}{2} \quad (13)$$

其中旋转矩阵 R 由双视角配准结果所确定。

与直接合并法相比, 本文所设计的模型扩展法可有效地减少重叠区域的点云和特征的数目, 从而有利于提高后续配准的效率。

2.4 多视角点云配准算法的实现

根据上述描述, 结合图 1 的循环过程, 可给出如

下无序多视角点云全局配准方法。

步骤1 从点云集里随机选出基准帧作为模型点云。

步骤2 顺序遍历点云集的剩余点云,如点云集非空则转至步骤3;否则,转至步骤5。

步骤3 视所遍历点云 P_i 为数据点云,利用2.1节中的方法计算 $(\mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i)$ 和 $E_{x,i}$ 。

步骤4 根据式(7)判定 $(\mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i)$ 的可靠性,如满足条件,转至步骤5;否则,转至步骤2。

步骤5 从点云集里取出 P_i ,利用2.3节中的方法进行模型扩展,并更新平均值 m_E 。

步骤6 输出全局配准参数 $\{(\mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i)\}_{i=1}^N$ 。

给定无序多视角点云集,利用本文方法可快速实现多视角点云配准。一般情况下,默认将点云集里的第一帧选为基准帧。

3 多视角点云配准实验结果

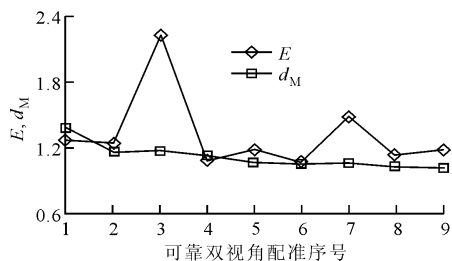
为了验证本文方法的有效性,利用斯坦福大学图形学实验室的公开数据集进行了测试,该数据集提供配准真实值 $\{(\mathbf{R}_{i,g}, \mathbf{t}_{i,g})\}_{i=1}^N$ 。将本文方法与表面一致性检验法(SurfC)^[17]和生成树创建法(SpanT)^[18]两个同类方法在精度、效率和可靠性方面进行比较。所有方法均采用Matlab语言编程实现,且均使用基于 $k-d$ 树的最近邻搜索方法建立点对关系。所有程序均运行在内存为8 GB、主频为3.6 GHz的4核台式机上。

为了便于对比各类多视角配准方法,可定义两类双视角点云配准误差,即旋转矩阵平均误差 $e_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{R}_{i,m} - \mathbf{R}_{i,g}\|_F$ 和平移变量平均误差 $e_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{t}_{i,m} - \mathbf{t}_{i,g}\|_2$,其中 $\{(\mathbf{R}_{i,m}, \mathbf{t}_{i,m})\}_{i=1}^N$ 表示多视角配准方法所求出的结果。

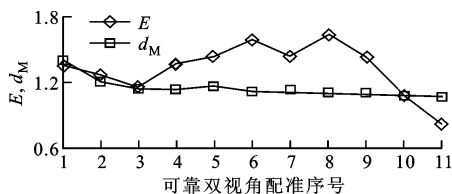
3.1 参数选取

本文方法所包含的两个自由参数 a 和 b 的取值将影响本文方法的性能。为了选取合理的值,在Bunny和Armadillo数据集上对本文方法进行了测试,采用人工的方式挑选出了可靠的双视角配准结果,并在图5中记录了每次获得可靠双视角配准结果所对应的裁剪均方误差 E 和模型点云的平均密度 d_M 。

如图5所示,对于可靠的双视角配准结果,点云密度 d_M 一般小于裁剪均方误差 E ,且可靠双视角配准结果所对应的 E 波动比较大,为了确保配准结果判定准则的有效性, a 和 b 的取值应该大于1。理



(a) Bunny 数据集



(b) Armadillo 数据集

图5 可靠双视角配准结果所对应的 E 和 d_M

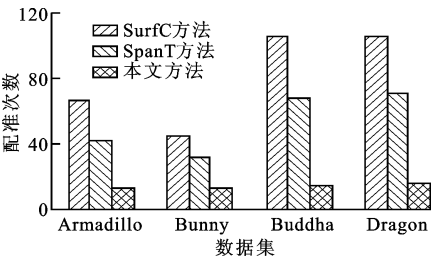
论上, a 和 b 越大越能确保挑选出全部可靠的双视角配准结果,但过大的 a 和 b 会引入不可靠的双视角配准结果,从而导致多视角点云配准结果的失败。通常情况下,不可靠的双视角点云配准结果是由低重叠百分比而导致的。如将 a 和 b 设置得较小,本文方法会将一部分点云的双视角配准结果误判为不可靠,但随着模型点云的不断扩展,待配准点云的重叠百分比将不断增加,前一次判定为配准失败的点云,下一次配准所获得的 E 将会变小,从而实现正确的判定,即较小的 a 和 b 仅降低了本文方法的效率,但较大的 a 和 b 值将降低本文方法的可靠性。鉴于此,可将参数 a 和 b 分别设置为 $a=2$ 和 $b=1.5$,以确保算法的可靠性。

3.2 配准算法的精度和效率

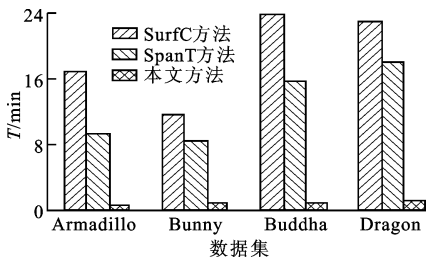
给定一组无序多视角点云,可以利用不同的多视角配准方法进行配准并进行性能对比。图6给出了不同方法在各个测试数据集上的效率对比结果,表1给出了不同方法在各个测试数据集上的精度对比结果,其中黑体数值代表最佳结果。为了进一步对比各种配准方法的精度,图7以横截面形式给出了各种方法关于Dragon和Buddha数据集的配准结果。

由图6a可知,本文方法需要执行的双视角配准次数最少,算法效率最高;SurfC方法需要执行的双视角配准次数最多,算法效率最低。为了实现多视角全局配准,SurfC方法对点云集里所有的点云对进行双视角配准,并利用兼容性检测出可靠的双视角配准结果,以分析多视角配准结果。由于该方法

需要执行双视角配准的次数最多,因此程序运行时间最长。SpanT 方法采用深度优先的方式,通过执



(a) 双视角配准次数



(b) 程序运行时间

图 6 不同方法在 4 个测试数据集上的效率对比结果

行双视角配准和寻找可靠的双视角配准结果创建完整的生成树。通常,双视角点云的重叠百分比影响其配准结果的可靠性,高重叠百分比的点云更容易获得可靠的配准结果。

在无序多视角点云集里,只有一部分点云具有高重叠百分比。为了创建完整的生成树,SpanT 方

法需要执行的双视角配准的次数较多,算法的效率较差。除执行双视角配准和寻找可靠双视角配准结果之外,本文方法引入了模型点云扩展步骤,利用可靠双视角配准结果进行模型扩展,可扩大模型点云所覆盖的区域,增加待配准双视角点云的重叠百分比,以减少双视角点云配准的执行次数,因此本文方法具有较高的效率。

由表 1 可知,本文方法配准精度最高,另外两种方法的精度较低。由于 3 种方法都采用双视角配准方法实现多视角配准,故均面临累积误差问题。其中 SpanT 和 SurfC 方法直接利用点云集里的原始点云对进行配准,通过不同的策略选取 $N-1$ 组可靠的双视角配准结果计算多视角配准参数。通常情况下,双视角配准结果的精度受双视角点云重叠百分比的影响,且重叠百分比越低,配准精度越差。在多视角点云集中,许多原始点云对之间的重叠区域较少,对应的双视角配准结果精度有限,随着点云数的增加,多视角配准结果的累计误差将不断增大,从而导致 SpanT 和 SurfC 方法配准结果的精度变低。虽然本文方法也利用双视角配准结果实现多视角配准,但待配准的模型点云并不是点云集里的原始点云,而是不断扩展的点云。与原始点云相比,扩展后的模型点云可增加待配准的双视角点云重叠百分比,提高双视角配准结果的精度,从而减少多视角配准结果的累积误差,因此本文方法可获得最高精度

表 1 不同方法在各个测试数据集上的误差对比结果

测试数据集	点云数	e_R			e_t		
		SurfC 方法	SpanT 方法	本文方法	SurfC 方法	SpanT 方法	本文方法
Bunny	10	0.026 2	0.024 2	0.006 5	1.473 4	1.358 8	0.369 4
Dragon	15	0.024 5	0.021 9	0.018 6	1.428 5	1.787 4	1.670 1
Armadillo	12	0.019 5	0.017 0	0.009 8	0.846 7	1.023 3	0.785 1
Buddha	15	0.083 1	0.085 1	0.022 5	1.495 2	1.245 5	1.465 6

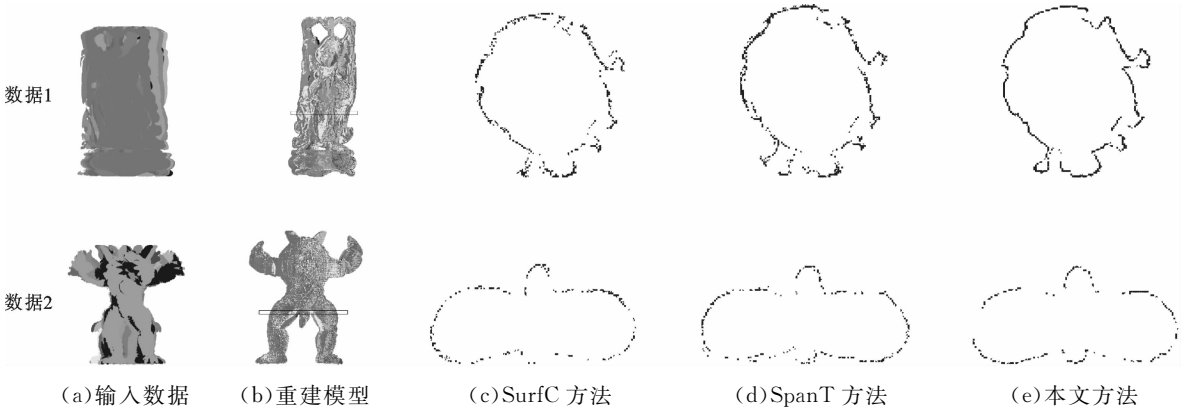


图 7 以横截面形式表示的配准结果对比

的多视角配准结果。

3.3 配准算法的鲁棒性

以 Bunny 数据集为实验对象,通过调整点云顺序测试所本文提出的多视角配准方法的可靠性,并与另外两种方法进行对比。表 2 给出了不同顺序下的 Bunny 数据集的配准结果。由表 2 可知,3 种多

视角配准方法对于点云的顺序都不敏感,即具有较好的可靠性。为了实现多视角配准,3 种方法都设计了相应的准则,以确定可靠的双视角配准结果计算多视角配准参数。即使调整了点云顺序,这些方法仍可以选出可靠的双视角配准结果以实现多视角配准。与其他两种方法相似,本文方法对点云顺序

表 2 不同方法关于 Bunny 数据集在不同顺序下的测试结果

组号	e_R			e_t			T/min		
	SurfC 方法	SpanT 方法	本文方法	SurfC 方法	SpanT 方法	本文方法	SurfC 方法	SpanT 方法	本文方法
1	0.026 2	0.024 2	0.006 5	1.473 4	1.358 8	0.369 4	11.803 9	8.577 9	2.793 0
2	0.028 0	0.029 5	0.009 1	1.283 2	1.369 7	0.421 5	10.796 1	6.047 9	2.821 4
3	0.034 6	0.030 8	0.006 7	1.978 1	1.639 7	0.513 2	11.487 6	9.376 8	3.005 6
4	0.036 0	0.028 2	0.005 5	2.152 8	1.515 8	0.369 7	12.035 7	9.440 9	3.124 7
5	0.028 9	0.041 4	0.007 7	1.750 0	1.906 0	0.738 1	10.974 7	9.254 1	3.265 9

具有较好的可靠性,是最佳的结果。

4 结 论

针对无序多视角点云的配准问题,本文提出了基于特征匹配的全局配准方法,采用合理的特征描述算子实现双视角配准,并设计了判断双视角配准结果可靠性的准则,挑选出可靠的双视角配准结果,用于扩展模型点云。为实现多视角配准,该方法需要交替地执行双视角配准、配准结果判别和模型点云扩展,直到所有点云被扩展至模型点云。在斯坦福大学图形学实验室的公开数据集上的实验结果表明,与现有的多视角配准方法相比,本文方法具有较高的精度和效率。

参考文献:

[1] ZOLLHÖFER M, NIEßNER M, IZADI S, et al. Real-time non-rigid reconstruction using an RGB-D camera [J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(4): 1-12.

[2] HENRY P, KRAININ M, HERBST E, et al. RGB-D mapping: using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments [J]. International Journal of Robotics Research, 2012, 31(5): 647-663.

[3] 张琳彦, 朱利. 以多幅图像非几何约束线段匹配重建建筑物外立面三维线段模型 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(4): 15-19.

ZHANG Linyan, ZHU Li. 3D line segments reconstruction for matching across multi-image with building facades with line non-geometry constraint [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(4): 15-19.

[4] 祝继华, 周颐, 王晓春, 等. 基于图像配准的栅格地图拼接方法 [J]. 自动化学报, 2015, 41(2): 285-294.

ZHU Jihua, ZHOU Yi, WANG Xiaochun, et al. Grid map merging approach based on image registration [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(2): 285-294.

[5] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

[6] CHETVERIKOV D, STEPANOV D, KRSEK P. Robust Euclidean alignment of 3D point sets: the trimmed iterative closest point algorithm [J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(3): 299-309.

[7] SANDHU R, DAMBREVILLE S, TANNENBAUM A. Point set registration via particle filtering and stochastic dynamics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(8): 1459-1473.

[8] ZHU Jihua, MENG Deyu, LI Zhongyu, et al. Robust registration of partially overlapping point sets via genetic algorithm with growth operator [J]. IET Image Processing, 2014, 8(10): 582-590.

[9] GUO Yulan, BENNAMOUN M, SOHEL F, et al. A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 116(1): 66-89.

[10] LEI Huan, JIANG Guang, QUAN Long. Fast descriptors and correspondence propagation for robust global point cloud registration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(8): 3614-3623.

[11] CHEN Yang, MEDIONI G. Object modelling by registration of multiple range images [J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155.

- [12] ZHU Jihua, LI Zhongyu, DU Shaoyi, et al. Surface reconstruction via efficient and accurate registration of multiview range scans [J]. *Optical Engineering*, 2014, 53(10): 102-104.
- [13] GOVINDU V M, POOJA A. On averaging multiview relations for 3D scan registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(3): 1289-1302.
- [14] GUO Rui, ZHU Jihua, LI Yaochen, et al. Weighted motion averaging for the registration of multi-view range scans [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(9): 10651-10668.
- [15] ARRIGONI F, ROSSI B, FUSIELLO A. Global registration of 3d point sets via LRS decomposition [C]// *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2016: 489-504.
- [16] EVANGELIDIS G D, HORAUD R. Joint alignment of multiple point sets with batch and incremental expectation-maximization [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 40(6): 1397-1410.
- [17] HUBER D F, HEBERT M. Fully automatic registration of multiple 3D data sets [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(7): 637-650.
- [18] ZHU Jihua, ZHU Li, LI Zhongyu, et al. Automatic multi-view registration of unordered range scans without feature extraction [J]. *Neurocomputing*, 2016, 171: 1444-1453.

(编辑 武红江)

(上接第 50 页)

- [11] HAYHURST A N, GOODINGS J M, TAYLOR S G. The effects of applying electric fields on the mass spectrometric sampling of positive and negative ions from a flame at atmospheric pressure [J]. *Combustion & Flame*, 2014, 161(12): 3249-3262.
- [12] JONES H R N, HAYHURST A N. Measurements of the concentrations of positive and negative ions along premixed fuel-rich flames of methane and oxygen [J]. *Combustion & Flame*, 2016, 166: 86-97.
- [13] KIM M K, CHUNG S H, KIM H H. Effect of AC electric fields on the stabilization of premixed Bunsen flames [J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2011, 33(1): 1137-1144.
- [14] KONO M, CARLETON F B, JONES A R, et al. The effect of non-steady electric fields on sooting flames [J]. *Combust Flame*, 1989, 78(3/4): 357-364.
- [15] 李超, 张聪, 吴筱敏, 等. 交流电场气动效应对球形传播火焰影响的数值研究 [J]. *西安交通大学学报*, 2015, 49(11): 20-25.
- LI Chao, ZHANG Cong, WU Xiaomin, et al. Numerical simulation for AC electric aerodynamic effect on spherically expanding flame [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(11): 20-25.

(编辑 赵炜)

(上接第 99 页)

- [25] 杨风暴, 王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 95-155.
- [26] 李巍华, 张盛刚. 基于改进证据理论及多神经网络融合的故障分类 [J]. *机械工程学报*, 2010, 46(9): 93-99.
- LI Weihua, ZHANG Shenggang. Fault classification based on improved evidence theory and multiple neural network fusion [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(9): 93-99.
- [27] DUDANI S A. The distance-weighted k -nearest-neighbor rule [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1976, 6(4): 325-327.
- [28] CHAWAL N, BOWYER K, HALL L, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique [J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2002, 16(1): 321-357.
- [29] NADAL C, LEGAULT R, SUEN C. Complementary algorithms for the recognition of totally unconstrained handwritten numerals [C]// *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1990: 443-449.
- [30] HULL J, SRIHARI S N, CPHEN E. A blackboard-based approach to handwritten ZIP code recognition [C]// *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1988: 111-113.

(编辑 刘杨)