

法向约束的多幅点云数据融合算法

梁新合^{1,2}, 梁晋¹, 郭成¹, 曹巨明¹

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 河南科技大学材料科学与工程学院, 471004, 河南洛阳)

摘要: 针对光学测量中多幅点云的数据融合, 提出了一种基于法向约束的多幅点云融合算法. 该算法首先对多幅点云法向滤波, 通过 2 幅点云的双向查找来寻找种子点, 在点的法向方向寻找 2 幅点云中对应的 k 邻域, 计算邻域点的加权和, 而融合点是种子点沿其法向移动的结果. 与平均聚类法相比, 该方法获得的模型表面更加光顺, 特征更明显, 点的分布也更均匀, 对于包含粗大匹配误差的多幅点云模型的融合具有较好的效果.

关键词: 法向约束; 多幅点云; 数据融合

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)05-0071-05

Multi-Range Images Integration Algorithm Based on Normal Constraint

LIANG Xinhe^{1,2}, LIANG Jin¹, GUO Cheng¹, CAO Juming¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Material Science and Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471004, China)

Abstract: Aiming at the problem of multi-view range images integration in the process of optical based 3D measurement and 3D modeling, a novel multi-view range images integration algorithm is proposed based on the normal constraint principle. The normal direction filtering is applied for each range images. The seed points are searched between two related range images. The corresponding k -nearest neighborhoods in both images are searched too. The weighted sum of each k -nearest point to seed points is calculated. The output points are the seeds which have been moved along the normal direction. Compared with the k -mean clustering multi-view range images integration algorithm, a uniform points distributions surface can be obtained which has a smoother and detailer feature, especially for the case with coarse registration error.

Keywords: normal constraint; multi-range images; data integration

在三维光学测量中, 由于受到设备测量范围和测量方位、测量景深的限制, 往往需要在多个视角多次定位测量, 而模型重建时则需要多视数据定位匹配. 由于存在着测量误差和匹配误差, 经过精确匹配的点云往往也存在着局部的多层现象, 如果直接用这些数据构造三角网格模型, 就会造成模型表面存在大量的冗余面片以及表面粗糙、匹配拼接痕迹明显等缺陷. 点云数据融合是三维模型重建的基础, 其目的就是将多层的点云融合为单层点云数据, 去除噪声和大量的数据冗余, 获得保持特征、表面光顺的

模型.

近年来, 三维模型的自动重建技术从采用的方法上分类, 可以分为空间网格法^[1-2]、网格缝合法^[3-5]、区域生长法^[6]和点融合法^[7-9]. 空间网格法需要存储大量的空间网格信息, 网格缝合法则需要计算三角面间的交线, 这 2 种方法的效率都比较低、需要占用大量的存储空间, 因此都难以适应海量点云数据的处理. BPA (Ball-Pivoting Algorithm) 方法^[6]是一种区域生长方法, 它简单、高效, 能够应用于大量点云, 但主要缺点是搜索球半径的尺寸需要

人工确定,创建一个正确的模型时必须选择多个不同的球半径。

近年来,基于点模型的处理技术得到了快速发展,Zhou^[9]在检测重叠点云的基础上,使重叠点沿法向移动,以小邻域内的移动点作为索引,计算对应原始点的重心作为融合点,能够较好地保持融合面的特征,计算效率较高,但融合结果依赖于点的分布,造成点云边界收缩点的间距增大,使融合结果点分布不均匀、产生二次噪声。为此,文献[7]提出了点的 k 平均聚类算法(k -means clustering),较好地解决了存在融合结果点分布不均匀的问题,但点云边界仍然存在分布不均的现象,同时点云边界存在着融合痕迹。

本文针对具有噪声和匹配误差的面结构光扫描点云,提出了一种新的数据融合方法,主要思想是同时考虑2幅点云的微切邻域及点的法向,融合点是2幅点云中对应邻域内点的加权平均,原始点沿法向方向运动产生融合点。与其他数据融合方法相比,此方法具有保持特征、点云分布均匀、融合后的点云模型噪声小、融合痕迹小等优点。

1 点模型的数据融合方法

对于具有重叠区域、精确匹配的2幅点云,局部存在分层的原因主要是存在点云精确匹配的误差和点云的测量误差。本文方法的基本思想是在2幅点云重叠区域,找出一些基准采样点,以它的法向为轴,与切平面一起构成正交坐标架。建立一个小圆柱体,圆柱的轴心通过法向轴,将圆柱内的所有点投影在切平面上,根据投影点到法向轴的距离,对圆柱体内的所有点加权平均计算得到融合点,并位于2层点云之中,其位置与2层点云中对应的微小邻域内点的分布有关。

1.1 点的法向滤波

点的方向滤波方法有很多,如加权平均法、模糊中值算法等,综合考虑计算效率与效果后,本文采用文献[10]的法向滤波方法。对于给定点 p_i ,其 k 的最近邻域为 $N_k(p_i)$,则滤波后点的法向为

$$n'_i = \left(\sum_{j \in N_k(p_i)} h_j n_j \right) / \sum h_j \quad (1)$$

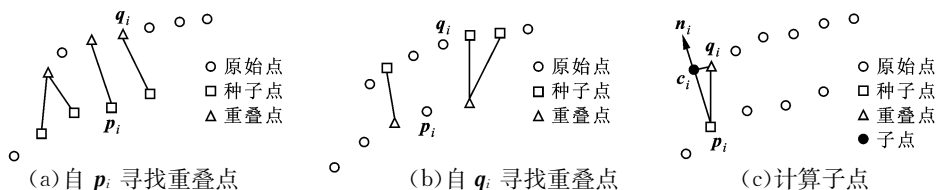


图1 重叠区域识别与种子点的标示及子点的计算

对于权函数,则定义为

$$h_j = \begin{cases} f(n_i n_j - T) & n_i n_j > T \\ 0 & n_i n_j \leq T \end{cases} \quad (2)$$

式中: T 是给定的角度阈值,并取为0.75。经过试验, $f=x^2$ 是较好的选择。

1.2 重叠区域识别与种子点标记

如果存在点云 P 和一幅经过精确匹配的点云 Q ,并且两者之间存在公共的重叠区域,自 P 上一点 p_i 寻找 Q 点云中的最近点 q_i ,如果欧拉距离 $\|p_i - q_i\| \leq T_1$,则 q_i 标记为重叠点, p_i 标记为种子点。为避免 Q 点云上出现未找到的点,从 Q 点云上以未标记点为重叠点的核,在点云 P 上寻找重叠点,将 Q 点上的所有最近距离且小于阈值的点也标记为种子点,如图1所示。种子点属于重叠点,但重叠点不全部属于种子点,因为由重叠点的集合构成重叠区域。

搜索距离阈值 T_1 的选择与点云间的匹配误差有关,根据试验,2幅点云的匹配误差一般在3D的范围内,所以将 T_1 选择为3D,其中 D 为点云的平均点间距。

1.3 种子点对应子点的求取

自 P 的种子点 p_i 在 Q 中寻找对应的小邻域,如果直接从 P 点云上的 p_i 寻找 Q 点云中 k 的最近点建立小邻域,当2层点云间距较大而表面特征复杂时, k 邻域中可能出现非同一特征的邻近点。为了减少这种情况的发生,本文采用子点 c_i 的最小 k 邻域作为 p_i 点对应在 Q 中的邻域,自 P 中的 p_i 寻找 Q 中的最近点 q_i ,并且满足条件 $\|p_i - q_i\| \leq T_1$,将 q_i 向 p_i 点的法向 n_{p_i} 投影,得到子点

$$c_i = p_i + ((p_i - q_i) \cdot n_{p_i}) n_{p_i} \quad (3)$$

遍历2幅点云中的种子点,重复计算子点过程,找出所有种子点的对应子点,种子点与子点构成一一映射集合。

1.4 种子点及子点的微小邻域加权运算

以种子点为核心,计算其所在点云上小邻域内的加权和。以 P 中的种子点 p_i 为例,设 p_j 的法向为 n_{p_j} , $p_j \in N_k(p_i)$, p_i 的加权和函数反映该点邻域的

形状特征,并定义为位置加权和

$$S_p = \sum_{p_j \in N_k(p_i)} w_p(p_i - p_j, n_{p_i}) g(n_{p_i}, n_{p_j}) \cdot \langle p_i - p_j, n_{p_i} \rangle \quad (4)$$

$$w_p(p_i - p_j, n_{p_i}) = e^{-\|(p_i - p_j) \times n_{p_i}\|^2 / 2\sigma^2} \quad (5)$$

法向加权和函数为

$$\bar{n}_{p_i} = \sum_{p_j \in N_k(p_i)} w_p(p_i - p_j, n_{p_i}) g(n_{p_i}, n_{p_j}) n_{p_j} \quad (6)$$

正则化系数为

$$W_p = \sum_{p_j \in N_k(p_i)} w_p(p_i - p_j, n_{p_i}) g(n_{p_i}, n_{p_j}) \quad (7)$$

式中: w_p 为反映点云在切平面上分布密度的高斯核函数; σ 为高斯函数中的标准方差; g 为表现邻域形状的函数. 借鉴文献[10]的思想, 将 g 定义为

$$g(n_{p_i}, n_{p_j}) = \begin{cases} f(n_{p_i} n_{p_j} - T) & n_{p_i} n_{p_j} > T \\ 0 & n_{p_i} n_{p_j} \leq T \end{cases} \quad (8)$$

$$f(x) = x^2$$

对于 p_i 的子点 c_i , 搜索 c_i 在 Q 点云中的 k 最近邻域点 q_j , $q_j \in N_k(c_i)$, 同样对子点进行加权和运算、正则化系数计算, 分别得到 c_i 的位置加权和 S_c 与法向加权和 \bar{n}_c 、正则化系数 W_c 如下

$$S_c = \sum_{q_j \in N_k(c_i)} w_c(p_i - q_j, n_{p_i}) g(n_{p_i}, n_{q_j}) \cdot \langle p_i - q_j, n_{p_i} \rangle \quad (9)$$

$$\bar{n}_c = \sum_{q_j \in N_k(c_i)} w_c(p_i - q_j, n_{p_i}) g(n_{p_i}, n_{q_j}) n_{q_j} \quad (10)$$

$$W_c = \sum_{q_j \in N_k(c_i)} w_c(p_i - q_j, n_{p_i}) g(n_{p_i}, n_{q_j}) \quad (11)$$

$$w_c(p_i - q_j, n_{p_i}) = e^{-\|(p_i - p_j) \times n_{p_i}\|^2 / 2\sigma^2}$$

1.5 融合点计算及多幅点云数据融合

融合点是种子点沿点的法向移动的结果, 其位置定义为

$$p_{fi} = p_i + (S_c + S_p) n_{p_i} / (W_p + W_c) \quad (12)$$

融合点的法向

$$n_{fi} = (\bar{n}_{p_i} + \bar{n}_{c_i}) / \|\bar{n}_{p_i} + \bar{n}_{c_i}\| \quad (13)$$

对所有种子点和子点进行融合点计算, 删除所有的重叠点, 即可获得单层的融合点云. 对于多幅点云 (M_1, M_2, \dots, M_n) 数据融合时, 假如按照点云顺序两两点云之间存在重叠区域, 则可以按照点云顺序两两运算. 多幅点云融合的结果为

$$M_{i+2} = M_i + M_{i+1} \quad (14)$$

式中: “+”号表示 2 幅点云的融合运算.

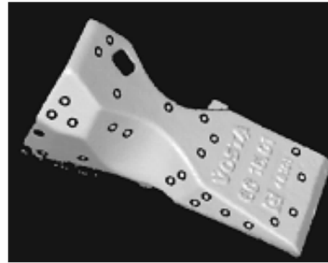
2 实验验证与分析

利用所开发的光学密集点云扫描系统, 采集点

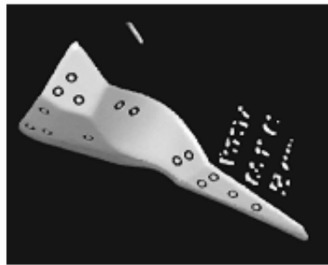
云数据, 并分别利用平均聚类融合算法与新算法对多幅点云的计算进行了比较. 算法在 Pentium 4、CPU 2.8 GB、2 GB 内存的计算机上用 VC 实现, 最终结果在 Geomagic 软件中以三角化的方式显示. 选择具有细微特征的一个铲头铸件毛坯, 表面经过喷涂显影剂做漫反射处理, 并在物体表面粘贴圆形标志点, 表面数字化后获得 3 幅点云, 点云之间通过公共标志点相互匹配, 如图 2 所示. 3 幅点云直接合并三角化的结果如图 3 所示, 可以看出模型表面存在粗大的噪声点, 需要进行融合处理.



(a) 视图 1 点云



(b) 视图 2 点云



(c) 视图 3 点云

图 2 经过匹配的点云图像



图 3 3 幅点云直接合并的结果

当数据融合时,面临 k 最近邻域点的选择问题, k 值的大小会对最终的融合结果产生影响.由式(12)可以看出,融合点的位置与种子点的原始位置、2幅点云对应小邻域的加权平均值、种子点的法向有关,由于前期已对点的方向进行了平滑处理,因此可以认为点的法向产生的影响较小而不需要考虑.种子点的噪声会直接反映到最终的融合点上,但原始点云的噪声相对配准误差要小很多,所以影响融合点噪声的主要因素是对种子点及子点的邻域大小 k 值的选择. k 越大,得到的融合点越稳定,融合点构成的曲面越平滑,但同时伴随细节特征的模糊使搜索时间较长.另外, σ 的选择对融合结果也有影响, σ 越大,邻域点的平均作用就越强,因此会引起细节特征的模糊和少量的体积收缩.经过大量试验,本文取 k 值为6,取 σ 为 $1.2D$.

采用平均聚类法和本文方法对3幅铲头点云的融合进行对比实验,结果如图4和图5所示.实验表明,新方法的融合结果在细微特征的分辨上基本达

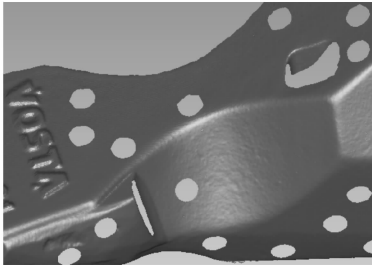


图4 平均聚类法融合结果

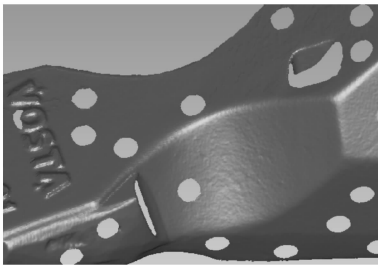
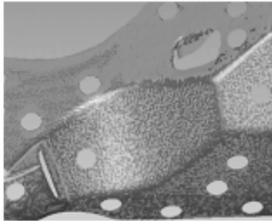


图5 新方法融合结果

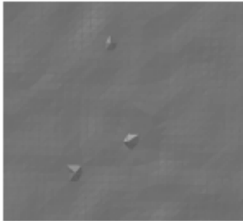
到了聚类法的相同效果,但得到的融合面更加平滑,在凸凹部位得到的特征更为明显.如图6所示,图6a中的深色表示本文方法的融合结果,浅色表示平均聚类方法的融合结果.这主要是由于新方法融合

点的位置与点的局部分布密度有关,对于与扫描光轴垂直的表面,其数字化的点间距较小,点的密度更高,造成融合结果向更可靠的高密度点云偏移.在 k 平均聚类算法中,为了得到平滑的融合表面,将扫描光轴与扫描点法向的夹角作为可信度权值对融合结果进行修正.事实上,对于多幅扫描的点云,大多扫描设备的输出数据并不包含坐标未作归一化时的姿态,所以对点的权值计算是较困难的,而新的方法避免了平均聚类算法中点的可信度权值计算,使融合结果更接近高密度点云.

对比2种方法的点云分布,发现在点云边界,新方法获得的点云更加均匀,如图6b、c所示.对于离散点模型,点的邻域作为点间惟一的拓扑联系,分布均匀的点云能够保障更加可靠的内蕴几何量的求解.本文测试了2种方法占用的计算机内存及效率,结果如表1所示.本文提出的融合算法采用了较多



(a)2种方法的融合结果



(b)平均聚类法的点云边界



(c)本文方法的点云边界

图6 2种方法的融合结果对比

表1 2种数据融合方法的实验结果比较

点云视图	点数	本文算法			平均聚类法		
		融合点数	时间/s	占用内存/kB	融合点数	时间/s	占用内存/kB
1	485 591						
2	490 022	768 531	64	233 624	700 285	49	189 744
3	563 139						

点的邻域,为了提高效率,采用了 KD 树的搜索策略,但本文方法与平均聚类法相比,其缺点是耗费时间长、占用的计算机资源多,当点云噪声较大时,融合结果噪声也较大.

3 结 论

本文提出了多幅点云数据融合的算法,为保持点云模型特征,将融合点的移动限制在点的法向方向. 算法综合考虑了 2 幅点云中对应点邻域的形状特征,与平均聚类法相比,模型表面点的分布更均匀,融合面更光滑,细微特征损失也较小,对大匹配误差的点云具有较好的效果,但由于邻域多点参与数据融合,与聚类法相比计算量有所增加.

参考文献:

[1] CURLESS B, LEVOY M. A volumetric method for building complex models from range images [C]//Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press,1996:303-312.

[2] HOPPE H, DEROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [J]. SIGGRAPH Computer Graphics, 1992,26(2): 71-78.

[3] SOUCY M, LAURENDEAU D. Multi-resolution surface modeling from multiple range views [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Champaign, Illinois, USA: IEEE Computer Society Press, 1992:348-353.

[4] SOUCY M, LAURENDEAU D. A general surface approach to the integration of a set of range views [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(4):344-358.

[5] TURK G, LEVOY M. Zippered polygon meshes from range images [C]//The Annual Conference on Computer Graphics. Orlando, USA: ACM Press, 1994: 311-318.

[6] BERNARDINI F, MITTLEMAN J, Rushmeier H, et al. The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 1999, 5(4): 349-359.

[7] ZHOU Hong, LIU Yonghuai. Accurate integration of multi-view range images using *k*-means clustering [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(1): 152-175.

[8] DORAI C, WANG Gang, JAIN A K. Registration and integration of multiple object views for 3D model construction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(1): 83-89.

[9] ZHOU Hong, LIU Yonghuai. Incremental point-based integration of registered multiple range images [C]//Proceedings of IECON. North Carolina, USA: Industrial Electronics Society Press,2005: 468-473.

[10] SUN Xianfang, ROSIN P L, MARTIN R R, et al. Fast and effective feature-preserving mesh denoising [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2007, 13(5): 925-938.

(编辑 管咏梅)

—————

[本刊相关文献链接]

双四象限探测器位置自适应测量新模型. 2006,40(2):142-146.

无线传感器网络分区能耗均衡的非均匀分簇算法. 2008,42(4):389-392.

无线传感器网络多目标跟踪数据融合. 2006,40(10):1043-1046.

检测地震不连续性结构的多分辨局部结构熵算法. 2008,42(2):226-230.

一种从衰减数据重建 X 射线球管光谱的方法. 2006,40(10):1056-1060.

基于异步航迹融合的乱序数据处理算法. 2008,42(4):458-461.

以组合故障案例为证据的一种诊断推理方法. 2007,41(9):1101-1105.