

移动最小二乘增量式多视点云数据融合算法

曹巨明^{1,3}, 吾守尔·斯拉木¹, 梁晋², 梁新合², 张德海²

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学信息机电研究所, 710049, 西安;
3. 宝鸡文理学院计算机科学与技术系, 721007, 陕西宝鸡)

摘要: 在散乱数据点移动最小二乘曲面拟合的基础上,提出了一种增量式多视点云数据融合算法. 将算法中多视点云数据作为对同一物体表面二维流形的一次采样,采样数据中包含匹配误差、冗余和畸变,把多视点云数据融合问题转换为由包含误差的散乱数据点恢复二维流形的过程. 对每一幅当前处理的点云,寻找当前点云与已增量式融合的点云数据的重叠部分,在重叠部分数据集上构造移动最小二乘曲面,将重叠部分的每一个在移动最小二乘曲面上的对应点合并到当前已增量式融合的点云数据集中,从而实现了增量式多视点云数据的融合. 实验证明,该算法是一种有效的多视点云数据融合算法,并且可从较大匹配误差、噪声、畸变的多视点云数据中获得较好的融合效果.

关键词: 移动最小二乘;多视点云;数据融合

中图分类号: TP 319 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)09-0046-05

Moving Least Squares Based Incremental Multi-View Range Images Integration Algorithm

CAO Juming^{1,3}, WUSHOUR Slam¹, LIANG Jin², LIANG Xinhe², ZHANG Dehai²

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Institute of Information and Mechatronics Research, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. Department of Computer Science and Technology, Baoji University of Arts and Sciences, Baoji, Shaanxi 721007, China)

Abstract: An incremental multi-view range images integration algorithm is proposed based on scattered points moving least squares surface fitting. Multi-view range images are considered as the once samples of 2D manifold, the sampled data may contain registration errors, deformation, and redundant, etc. Whole multi-view range images integration process is considered as a process of finding the optimized fitting smooth 2D surface from those scattered point sets with errors, deformation and redundant. For every current range images, the overlapped section among current range images and the range images set that has been incrementally integrated together is detected. A moving least squares (MLS) fitting surface is constructed over the overlapped section. The corresponding points of the overlapped section on the moving least squares surfaces are merged to the integrated range images set. The Implementation on real scanning 3D data indicates that this MLS based incremental multi-view range images integration algorithm is effective, especially for the range images with large registration error, deformation and redundant.

Keywords: moving least square; multi-view range image; data integration

随着三维扫描技术、三坐标测量技术、机器视觉技术的迅速发展,基于多视点云数据的逆向工程和

三维快速造型技术越来越受到研究者的关注^[1-2]. 由于三维物体的外观复杂性和扫描设备单次扫描的视

场有限性,使得对物体的三维外观采样要从多视点、多方位来完成,因此形成了多视点云数据.多视点云数据可以通过对多视点云对齐、坐标归一化^[3],由局部坐标系表示转换到统一的全局坐标表示.

文献[4-6]在三维体素空间中实现多视点云数据融合,多视点云数据按照某种策略进行空间体素划分,对包含在同一体素中的点云数据,或者直接计算代表点,或者混合有向距离函数,从而实现数据融合.文献[7-9]对多视点云数据进行三角化,检测各个点云数据之间的重叠部分,并对重叠部分的三角形进行重叠面删除或者缝合,从而实现了多视点云数据的融合.文献[10-11]直接在点空间实现多视点云数据的融合,但无法摆脱匹配误差和数据噪声对融合结果的影响,使融合后的多视点云的过渡部分无法回避褶皱的产生.

本文提出了一种基于移动最小二乘^[12-15](Moving Least Squares,简称MLS)的增量式多视点云数据融合算法,将多视点云数据看作对同一物体的一次采样,而采样数据中则包含着大量重叠部分和匹配误差、形变、随机测量误差.将多视点云数据的融合问题转换为含有噪声、冗余、形变的散乱数据恢复二维流形问题,即由散乱数据点拟合光滑MLS曲面的问题.在当前点云和已增量式融合的点云数据的重叠区域数据集上构造MLS曲面,并将重叠部分的每一个点在MLS曲面上的对应点合并到当前已增量式融合的点云数据集中,从而实现了增量式多视点云数据的融合.

1 MLS的原理

MLS^[12-15]被广泛应用于点的曲面表示、绘制和简化等算法中,可以看作是经典和加权最小二乘的扩展和一般化.考虑邻域 Ω 中的未知标量函数 $f(x)$,定义在 x 处 $f(x)$ 的MLS近似表达式为

$$f^h(x) = \sum_{j=1}^m P_j(x) \alpha_j(x) = \mathbf{P}^T(x) \boldsymbol{\alpha}(x) \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}(x)$ 为系数函数向量; $\mathbf{P}(x)$ 为基函数向量.通过目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^n W(\|x - x_i\|) \left[\sum_{j=1}^m P_j(x_i) \alpha_j(x) - f(x_i) \right]^2 \quad (2)$$

的加权离散 L_2 范数取极小值得到

$$\boldsymbol{\alpha}(x) = \mathbf{A}^{-1}(x) \mathbf{B}(x) \mathbf{U}^* \quad (3)$$

$$\mathbf{U}^* = f(x_i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中: W 为移动最小二乘的权函数; $\mathbf{A}(x)$ 为 3×3 半

正定矩阵; $\mathbf{B}(x)$ 为 $3 \times n$ 矩阵,且

$$\mathbf{B}(x) = (W(\|x - x_i\|) \mathbf{P}(x_i)) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$\mathbf{A}(x) = \sum_{i=1}^n W_i(\|x - x_i\|) \mathbf{P}(x) \mathbf{P}^T(x) \quad (6)$$

当权函数为高斯函数

$$W(d) = e^{-d^2/h^2} \quad d \geq 0 \quad (7)$$

时,则

$$\mathbf{P}^T(x) = [1, x, y] \quad (8)$$

$$f^h(x) = \mathbf{P}^T(x) \mathbf{A}^{-1}(x) \mathbf{B}(x) \mathbf{U}^* \quad (9)$$

式中: d 表示空间两点之间的距离.

本文算法的核心是:在当前点云和已增量式融合点云数据重叠区域上构造MLS曲面,并将重叠部分的每一个在MLS曲面上的对应点合并到当前已增量式融合的点云数据集中.

2 算法的描述和实现

令 $p_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示 n 幅点云, $S_{i,k+1}$ 表示第 k 次增量融合后的点云数据集,这是将点云 p_c 融合到当前数据集 $S_{i,k}$ 得到的新的融合结果.

增量式融合过程依次包括:①当前点云数据集与已融合点云数据集的重叠区域的确定;②重叠区域上的主成分分析和重叠区域的坐标变换;③坐标变换后重叠区域上的MLS曲面拟合;④坐标反变换与数据融合.为此,每一次增量式融合过程中都需要处理重叠面的确定、重叠区域数据主成分分析(PCA)和重叠区域的坐标转换,以及重叠区域上的MLS计算和参数选择等关键问题.

2.1 重叠区域的确定

重叠区域的确定采取以下策略:在当前待处理的点云数据 p_c 中,对于其中每一个点 p_t ,令 $B(S_i, p_t, r)$ 表示以 p_t 为中心、 r 为半径的开球形邻域中的 S_i 的点, $B(p_c, p_t, r)$ 表示包含以 p_t 为中心、 r 为半径的开球形邻域中的 p_c 的点,则 S_i 与 p_c 的重叠区域所包含的所有点的集合可表示为

$$\alpha_p = \bigcup_{p_t \in p_c} (B(S_i, p_t, r) \cup B(p_c, p_t, r)) \quad (10)$$

式中 r 的选取和点云数据的分辨率(点云的密度)相关,一般取点云平均分辨率(平均密度)的2~3倍为宜.

2.2 PCA分析及坐标转换

在重叠区域,将MLS用于散乱点的数据曲面拟合时,应给出参数空间,需要在重叠区域数据集之上构造PCA分析(主成分分析),由主成分分析的结

果得到坐标变换矩阵. 将重叠区域的坐标表示由原坐标系转换到新的坐标系, 并在新的坐标系表示的重叠区域数据集之上构造 MLS 曲面. 令 $\bar{o}$ 表示 o_p 的重心, V 表示 o_p 的协方差矩阵, 在 o_p 上构造的主成分为

$$\bar{o} = \frac{1}{N} \sum_i o_i \quad (11)$$

$$V = \sum_i (o_i - \bar{o})'(o_i - \bar{o}) \quad (12)$$

计算 V 的 3 个非负特征值 ($\lambda_1 \sim \lambda_3$), 其中 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$, 令 $v_1 \sim v_3$ 分别为 $\lambda_1 \sim \lambda_3$ 对应的特征列向量, 取 λ_1 对应 v_1 , 并在 Z 轴方向, v_2 和 v_3 在 X 轴和 Y 轴方向, 取 o_p 的重心 $\bar{o}$ 为坐标原点, 构建新的直角坐标系. 将 o_p 转换到新的坐标系, 即对于任意的 $o_i \in o_p$ 有

$$o'_i = (o_i - \bar{o})[v_3, v_1, v_2] \quad (13)$$

$$o'_p = \bigcup_i o'_i \quad (14)$$

式(14)中 o'_p 为由新的坐标表示的 o_p .

2.3 MLS 的计算和参数选择

在重叠区域上, 对于 o'_p 中的每一点 o'_i , 令 $S_u(o'_i, r_i)$ 表示以 o'_i 为中心、 r_i 为半径的球形邻域中所包含的 o'_p 的点的集合, 令

$$W_j = e^{-r_{ji}^2/h^2} \quad j = 1, 2, \dots, n_i \quad (15)$$

$$r_{ji} = ((x'_i - x'_{ji})^2 + (y'_i - y'_{ji})^2)^{1/2} \quad j = 1, 2, \dots, n_i \quad (16)$$

若 $[x'_i, y'_i, z'_i]$ 为 o'_i 的 x, y, z 坐标, $[x'_{ji}, y'_{ji}, z'_{ji}]$ 为 $S_u(o'_i, r_i)$ 中第 j 个点的 x, y, z 坐标, 计算

$$A = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^{n_i} W_j & \sum_{j=1}^{n_i} W_j x_{ji} & \sum_{j=1}^{n_i} W_j y_{ji} \\ \sum_{j=1}^{n_i} W_j x_{ji} & \sum_{j=1}^{n_i} W_j x_{ji}^2 & \sum_{j=1}^{n_i} W_j x_{ji} y_{ji} \\ \sum_{j=1}^{n_i} W_j y_{ji} & \sum_{j=1}^{n_i} W_j x_{ji} y_{ji} & \sum_{j=1}^{n_i} W_j y_{ji}^2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$B = \begin{bmatrix} e^{-r_{1i}^2/h^2} & e^{-r_{2i}^2/h^2} & \dots & e^{-r_{n_i i}^2/h^2} \\ x_{1i} e^{-r_{1i}^2/h^2} & x_{2i} e^{-r_{2i}^2/h^2} & \dots & x_{n_i i} e^{-r_{n_i i}^2/h^2} \\ y_{1i} e^{-r_{1i}^2/h^2} & y_{2i} e^{-r_{2i}^2/h^2} & \dots & y_{n_i i} e^{-r_{n_i i}^2/h^2} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$U_s = [z'_{1i}, z'_{2i}, \dots, z'_{n_i}]^T \quad (19)$$

将式(17)~式(19)代入式(9), 得到

$$z''_i = [1, x'_i, y'_i] A^{-1} B U_s \quad (20)$$

则 $o''_i = [x'_i, y'_i, z''_i]$ 为 $o'_i = [x'_i, y'_i, z'_i]$ 在 MLS 拟

合曲面上的对应点. 令 $o''_p = \bigcup_i o''_i$ 表示 o'_p 在 MLS 拟合曲面上的对应集合, 将 o''_p 进行反坐标变换, 并将结果集合合并到 S_i , 即

$$S_{i,k+1} = S_i \cup (\bigcup_i (o''_i [v_3, v_1, v_2]^T + \bar{o})) \quad (21)$$

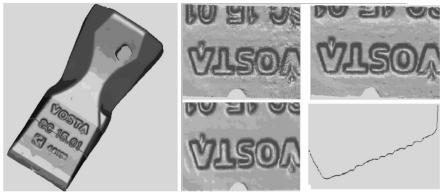
在 MLS 曲面拟合过程中, 取高斯函数作为权函数, 高斯函数在全部参数域大于 0, 为了减少计算, 对高斯函数做截断, 即高斯函数的值在支撑域 $S_u(o'_i, r_i)$ 之外为 0, 在支撑域之内保持原值. 支撑域的大小对融合结果有两方面影响: 支撑域过大融合结果会损失更多的高频细节且计算开销显著上升; 支撑域太小会导致计算过程中矩阵计算出现奇异现象.

高斯函数的参数 h 可以显著影响融合结果, h 的取值越小, 相应的高斯权函数就越陡峭, 从而使融合结果保留更多的高频细节, 但融合结果的光滑性能则会降低. 当 h 取值较大时, 权函数比较平坦, 融合的结果会比较平滑, 但是许多细节和尖锐特征会被滤去. 因此, 选取 h 为支撑域平均点距的 1.2~1.8 倍, 这样既保证了一定的光滑程度, 又可以使拟合的 MLS 曲面通过重叠区域的中间位置.

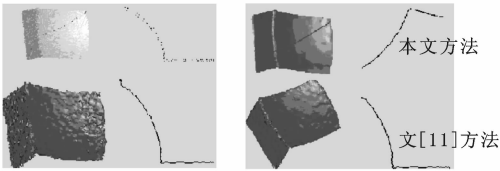
3 实验结果分析及讨论

将一个具有 32 幅(近 200 万个三维坐标采样数据)不同视角和视点的铲头进行多视点云数据融合, 并将铲头模型带有文字凸起部分的融合结果进行分析和对比, 如图 1 所示. 图 1a 为新方法融合结果的渲染图, 融合结果曲面光滑, 并且在一定尺度上保持了高亮部分的字母清晰, 字母边沿轮廓光滑、整齐. 图 1b 的左上方为文献[11]方法对同一部位的融合结果, 融合结果在点云过渡部分有明显的微小褶皱, 而新方法不仅减少了多视点云重叠过渡部分的不规则微小凹凸, 且达到了无法从视觉上分辨的效果. 图 1b 的右上方和左下方分别为 h 分别取 0.5 和 1.0 倍平均点云密度时的融合结果, 随着 h 的增大, 融合结果趋于光滑. 图 1b 的右下方为融合结果在高亮部分的第 2 行文字附近的截面, 截面中不包含重叠部分, 且文字部分保持清晰、光滑.

如图 2 所示, 由于原始点云数据中含有匹配误差, 使得点云数据在任意截面都呈现出分层重叠现象. 如图 2a 的截面明显呈分层重叠现象, 对于包含匹配误差、重叠分层的点云数据, 生成的曲面异常凌乱, 含有大量不规则凹凸, 甚至在融合结果中还包含重叠区域. 多视点云数据融合的一个核心问题就是解决重叠面的去除问题, 使得多视点云数据在重叠



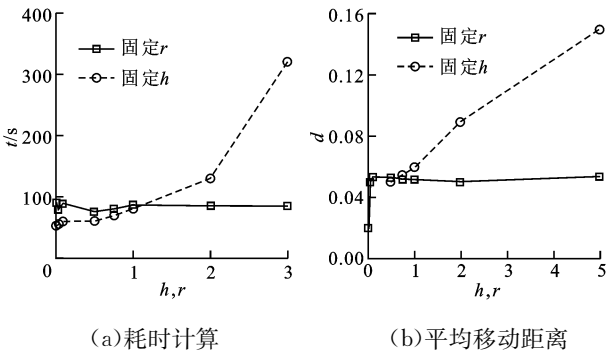
(a)新方法 (b)不同融合方法
图 1 新方法及不同方法的融合结果



(a)包含较大匹配误差的点云 (b)本文方法和文献[11]方法
图 2 2 种方法的融合结果对比

区域由多层变为单层. 文献[11]方法和本文方法都可对包含匹配误差的多视点云数据进行融合,并且融合结果不存在重叠区域的分层现象. 与文献[11]方法相比,本文方法对带有噪声的多视点云曲面融合结果更为光滑,且在形状剧烈变化的区域,融合曲面的平滑特性更好. 文献[11]方法的融合结果仍然存在少量的凹凸现象,尤其在形状剧烈变化的区域,其数据凌乱且易于向形状剧烈变化的区域集中.

在支撑域半径固定不变的条件下,计算耗时 t 与 h 无明显相关性(见图 3a). 当固定 h 时, t 随着 r 的增加而迅速增加. 随着 h 的增大,融合前后的点云平均移动距离在前期快速升高后基本保持稳定(见图 3b). 在固定 h 的条件下,融合前后的 d 与 r 相关, d 随着 r 的增加而增加.



(a)耗时计算 (b)平均移动距离
图 3 t 和 d 随 h 与 r 的变化趋势

4 结 论

本文将多视点云数据作为对同一物体外观二维流形的一次包含噪声和畸变、误差的采样,将多视点

云数据的融合看作由上述散乱数据逼近物体外观二维流形的过程,利用 MLS 优越的散乱数据点逼近性能和生成曲面的光滑特性,来优化选择权函数、支撑域、基函数等,成功地实现了多视点云数据的融合. 实验证明,基于 MLS 的多视点云的融合算法是一种有效的多视点云数据融合方法,通过移动最小二乘参数的控制,可以保留或平滑某种规模的特征. 由于融合数据在过渡区域的平滑特性较好,因此对于累积匹配误差、形变及噪声较大的多视点云的数据融合,可从中获得较好的融合结果.

参考文献:

[1] 吴福生, 丁玉成, 卢秉恒. 基于点云数据复杂曲面产品的快速开发 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(11): 1151-1155.
WU Fusheng, DING Yucheng, LU Bingheng. Rapid development of products with curved-surfaces based on point cloud data [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(11): 1151-1155.
[2] 胡寅. 三维扫描仪与逆向工程关键技术研究 [D]. 武汉: 华中科技大学图像识别与人工智能研究, 2005.
[3] SALVI J, MATABOSCH C, FOFI D, et al. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5): 578-596.
[4] CURLESS B, LEVOY M. A volumetric method for building complex models from range images [C] // Proceedings of 23rd International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New Orleans, USA: ACM Press, 1996: 303-312.
[5] DORAI C, WANG Gang, JAIN A K, et al. 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.
[6] CHEN Yiling, LAI Sanghong. A partition of unity based algorithm for implicit surface reconstruction using belief propagation [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2007: 147-155.
[7] DOMINGO A, GARCIA M A. Incremental multiview integration of range images [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2000: 1546-1549.
[8] TURK G, LEVOY M. Zippered polygon meshes from

- range images [C]// Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM, 1994:311-318.
- [9] SUN Y, PAIK J, KOSCHAN A, et al. Surface modeling using multi-view range and color images [J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2003, 10(1):37-50.
- [10] ZHOU Hong, LIU Yunhuai. Incremental point-based integration of registered multiple range images [C]// 31st Annual Conference of IEEE. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2005:468-473.
- [11] ZHOU Hong, LIU Yunhuai. Accurate integration of multi-view range images using k-means clustering [J]. The Journal of Pattern Recognition, 2008, 41(1): 152-175.
- [12] 刘桂荣, 顾元通. 无网格法理论及程序设计 [M]. 济南: 山东大学出版社, 2007:60-99.
- [13] ALEXA M, BEHR J, COHEN-OR D, et al. Point set surfaces [C]// IEEE Visualization Conference. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2001:21-28.
- [14] ALEXA M, BEHR J, COHEN-OR D, et al. Computing and rendering point set surfaces [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2003, 9(1): 3-15.
- [15] 曾清红, 卢德唐. 基于移动最小二乘法的曲线曲面拟合 [J]. 工程图学学报, 2004(1): 84-89.
- ZENG Qinghong, LU Detang. Curve and surface fitting based on moving least squares methods [J]. Journal of Engineering Graphics, 2004(1): 84-89.

(编辑 管咏梅)