

文章编号 1004-924X(2013)05-1234-10

自由曲面测量的三维散乱点云无约束配准

任同群^{1,2}, 赵悦含^{3*}, 龚春忠¹, 张丽华¹

(1. 大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024;

2. 大连理工大学 微纳米技术及系统辽宁省重点实验室, 辽宁 大连 116024;

3. 厦门大学 机电工程系, 福建 厦门 361005)

摘要:结合局部曲面拟合和广义二分优化搜索,提出了用于大尺寸自由曲面形貌测量中多视三维散乱点云自动配准的算法。首先,对点云微小局部区域进行标准最小二乘曲面拟合,根据拟合残差提取给定点云的全部非平坦区;借助图论中“邻接”与“可达”的概念以及非平坦区的空间分布统计特征,进行相邻点云非平坦区的区域聚类计算以及区域匹配,进而自动获得配准位姿初值。然后,计算源点云在目标点云中最靠近点的 k 邻近,并向 k 邻近点的局部移动最小二乘拟合曲面做正交投影,以提取对应点。最后,采用广义二分优化搜索进行位姿变换的优化求解。试验结果表明,该方法稳定、可靠,无需人工交互,适用于采样错移情形。在重叠区域内选取 150 个对应点进行位姿优化时,平均配准缝隙约为 0.02 mm,可以满足大尺寸自由曲面形貌测量的多视三维散乱点云配准的要求。

关键词:形貌测量;三维散乱点云配准;局部曲面拟合;广义二分搜索**中图分类号:**TP391;TB92 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132105.1234

Unconstrained registration of 3-D scattered point clouds for free-form shape measurement

REN Tong-qun^{1,2}, ZHAO Yue-han^{3*}, GONG Chun-zhong¹, ZHANG Li-hua¹(1. *Key Laboratory for Precision & Non-traditional Machining of the Ministry of Education, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;*2. *Key Laboratory for Micro/Nano Technology and System of Liaoning Province, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;*3. *Department of Mechanical and Electrical Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)** *Corresponding author, E-mail: zhaoyuehan9@126.com*

Abstract: In combination of local surface fitting and generalized bisection optimization search, an automatic registration method is proposed for the multi-view 3-D scattered point cloud registration in the shape measurement of a large scale free-form surface. First, the standard least square surface is fitted in a small local area of point clouds. According to the fitting residue, all the non-flat regions for given point clouds are extracted. Based on the definition of “adjacency” and “reachability” of graph theory and the statistical characteristics of spatial distribution of non-flat regions, the non-flat regions for

收稿日期:2012-10-26;修订日期:2012-12-19.

基金项目:辽宁省教育厅重点实验室资助项目(No. L2012014);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. DUT11RC(3)18)

pairwise adjacent point clouds are clustered and matched coarsely. Thereby, the initial transformation is obtained. Then, a point in source point cloud is given and the most closed point and its corresponding k neighboring points in destination point cloud are calculated. Furthermore, the Moving Least Squares (MLS) surface fitting is performed for the k neighboring points. The given point and its orthogonal projection point on the MLS surface are selected as the matching points. Finally, the generalized bisection optimization search is employed to optimize the transformation. Experimental results indicate that the proposed registration method is stable, reliable and without human interaction. It is also suitable for the situation of offset sampling. The average registration seam is about 0.02 mm when 150 matching points in overlapping region are used in optimization calculation. The proposed method meets the requirements of multi-view 3-D scattered point cloud registration in the shape measurement of large scale free-form surfaces.

Key words: shape measurement; 3-D scattered point cloud registration; local surface fitting; generalized bisection search

1 引言

在大型或复杂自由曲面形貌测量中,受测量设备测量范围有限或者被测表面自身遮挡等原因的影响,单次测量会因为存在测量盲区而难以获得曲面的完整信息。因此需要在多测量位置下对被测表面进行分区域测量,得到基于各自局部坐标系下的区域形貌,再经过配准对齐,建立被测表面形貌的完整描述。这样,三维散乱点云数据的配准则成为形貌测量中的基本数据处理环节,也是曲面形貌测量领域的研究热点问题。

根据有无外加约束,配准方法可分为基于约束配准和无约束配准。前者主要依靠辅助度量装置直接获得各局部测量坐标系间的绝对位姿^[1],后者在被测表面设置人工标志点,通过使各次局部测量坐标系下的公共标记点对齐来实现配准^[2-3]。无约束配准则以一定的算法,通过对齐相邻测量区域的重叠数据实现点云配准。这种方法仅需测量时保证相邻测量区域有足够的重叠数据即可,操作简单灵活,同时不影响被测表面的真实形貌,已广泛应用于点云数据的配准处理。特别是当被测表面不适于或不允许设置人工标志时(如大型自由曲面或光学表面等),该方法则成为首选方法。

自由配准算法主要包括直接法^[4]、遗传算法^[5]以及靠近点迭代(Iterative closest point, ICP)算法^[6]等。其中,ICP算法最早由Besl和McKay提出,并由许多学者对其进行了改进^[7-9],是目前最受关注的一种经典的点到点的扫描配准算法。基于ICP算法中点云配准方法的关键是

获取具有足够精度的迭代初值以及点云间对应点的精确匹配。特别是实际测量中,采样错移无法避免,此时点云间对应点的能否精确匹配直接决定了配准方法的成败。点到曲面投影是在采样错移情形下实现对对应点匹配的有效途径。陈善勇^[10]针对光学表面,提出点到名义表面的投影方法,但不适用于自由曲面。一些学者采用切平面^[11]、动曲面^[12]、B样条^[13]等曲面模型,逼近给定点的微小邻域点集,由给定点及其在表面上的投影点构成对应点对。但在曲面逼近时需要点对云数据进行分割与曲面模型辨识,不能适应点云的任意拓扑外形。Levin^[14]等提出基于投影定义的移动最小二乘(Moving Least Squares,简称MLS)曲面逼近方法,不仅能适应任意拓扑形状点云的曲面估计,而且逼近的MLS曲面具有良好的几何性质,如连续性、局部计算性及确定的逼近误差限。黄运保等^[15]则提出了基于移动最小二乘曲面拟合的三维点云ICP配准方法,文中利用MLS曲面对整片区域测量点云进行曲面逼近,当密集采样时,拟合计算量大。由于移动最小二乘曲面拟合引入紧支的概念,给定影响区域的情况下,增加影响区域外的点数并不能增加拟合精度,同时文中采用商业软件获取初始位姿,存在人工操作。

基于上述分析,本文研究了采样错移情形下自由曲面三维散乱点云测量数据的配准问题。基于ICP算法的交替优化思想,提出一种基于局部曲面拟合与广义二分搜索优化方法的无约束自动配准方法,分别采用了标准最小二乘曲面拟合和移动最小二乘曲面拟合技术,然后基于广义二分搜索优化方法对位姿变换进行优化求解。重点解

决配准初值的获取、采样错移情形下对应点匹配以及位姿变换关系的优化求解问题。

2 配准原理

如前所述,三维点云自动配准的关键是获取足够精确的位姿初值以及精确的对应点匹配。为此,配准过程中采用了局部曲面拟合方法。首先,对点云微小局部区域通过标准最小二乘曲面拟合,提取目标点云的全部非平坦区;然后,借助图论中“邻接”与“可达”的概念以及非平坦区的空间分布统计特征进行聚类计算以及区域匹配,以区域质心点作为匹配点,通过直接位姿解算获得较为精确的位姿初值;最后,对点云的微小局部区域进行 MLS 曲面逼近,以点到 MLS 曲面的正交投影作为对应点的提取准则,并采用广义二分法进行位姿变换关系的优化求解,进而实现三维点云数据的精确配准。

2.1 非平坦区提取

基于离散采样点的最小二乘曲面拟合,其基本原理是通过使误差的平方和最小,得到一个线性方程组,求解该线性方程组就可以得到拟合曲面。

在采样点较多或者形状复杂的情况下,最小二乘曲面拟合无法获得良好的曲面逼近,往往需要进行分段拟合才能得到分段光滑的曲面逼近。另外,在最小二乘拟合过程中,多项式的阶次需要一定的先验知识或者试验计算,如果采用的正交多项式指数太小会影响拟合精度,而指数太大又会过拟合。最小二乘拟合在曲面逼近时的弊端,则可作为曲面非平坦区域自动提取的依据。对于自由曲面中具有凹凸一致性的连续平坦区域,二阶偏导连续,曲率变化缓慢。此时若采样密度足够大,则在微小的局部范围内可由拟合曲面较好的逼近被测曲面。实际上,工业测量中,被测曲面多以大型覆盖件为主,曲面中的大部分区域满足上述要求。对于曲面的非平坦区,二阶偏导不连续,曲率变化剧烈,则该区域不能由拟合曲面较好的逼近,具体表现在曲面拟合残差大。

令 $l_i = (x_i, y_i)$, 且任意的 l_i 都满足线性关系,则空间 m 次曲面可表示为:

$$z = f(l) = \sum_{j=1}^n a_j b^j(l). \quad (1)$$

其中, $[b^1(l), b^2(l), \dots, b^n(l)]$ 为 n 次多项式空间

的一组基函数,式中 $b^j(l) = x^p y^q$, $0 \leq p+q \leq m$, $j = 1, 2, \dots, n$ 。 a_1, a_2, \dots, a_n 为待定系数。

根据最小二乘的宗旨,需使下式达到最小,即

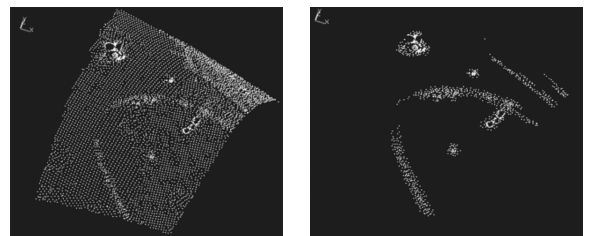
$$\delta(z) = \sum_{i=1}^n (f(l_i) - z_i)^2 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n a_j b^j(l_i) - z_i \right)^2. \quad (2)$$

其中, $\delta(z)$ 为拟合残差的平方和,为使 $\delta(z)$ 达到最小,需满足 $\partial\delta/\partial a = 0$, $j = 1, 2, \dots, n$ 。展开成线性方程组的线性变换,即为

$$\begin{cases} a_1 \sum_{i=1}^n b_i^1 b_i^1 + a_2 \sum_{i=1}^n b_i^1 b_i^2 + \dots + a_n \sum_{i=1}^n b_i^1 b_i^n = \sum_{i=1}^n b_i^1 z_i \\ a_1 \sum_{i=1}^n b_i^2 b_i^1 + a_2 \sum_{i=1}^n b_i^2 b_i^2 + \dots + a_n \sum_{i=1}^n b_i^2 b_i^n = \sum_{i=1}^n b_i^2 z_i \\ \dots \\ a_1 \sum_{i=1}^n b_i^n b_i^1 + a_2 \sum_{i=1}^n b_i^n b_i^2 + \dots + a_n \sum_{i=1}^n b_i^n b_i^n = \sum_{i=1}^n b_i^n z_i \end{cases} \quad (3)$$

根据上述线性方程组,即可求解得到待定系数向量。本文采用二次曲面拟合来提取被测曲面的“非平坦区”,如图 1(b)所示。具体流程为:

- (1) 给定曲面一点 p_i , 计算其最小 k ($k \geq 10$) 邻近;
- (2) 对最小 k 邻近点进行最小二乘二次曲面拟合,并计算各点拟合残差 δ_i ;
- (3) 设定合理的门限阈值 $d_\delta > 0$, 若本次拟合时 $\delta_i \geq d_\delta$ 的点数多于 k 的一定比例(取 30%), 则认为 p_i 为非平坦特征点;
- (4) 重复前述步骤,直至求出全部非平坦特征点。



(a) 原始点云数据
(a) Original point cloud

(b) 提取的非平坦特征
(b) Extracted non-flat regions

图 1 点云非平坦特征区域提取

Fig. 1 Extraction of non-flat regions for point clouds

其中,给定点的最小 k 邻近采用空间网格划分的方法求解,具体方法参考文献[15]。

2.2 位姿初值获取

本文通过粗略对齐非平坦区实现位姿初值的获取。事实上,由 2.1 节方法提取得到的只是孤

立的非平坦点,没有任何聚类信息。而非平坦点通常聚集存在,组成连片的非平坦区,因此需要首先对非平坦点进行区域聚类计算。

对于给定点集 $C, \forall p_i \in C$, 定义与 p_i 距离小于 r 的点为其邻接点,全部邻接点构成其邻接域,记为 $L(p_i)$ 。将点集 C 看作一幅无向图,则 C 的邻接矩阵可定义为:

$$A = (a_{ij})_{n \times n}, a_{ij} = \begin{cases} 1, & \|p_i - p_j\| \leq r \\ 0, & \|p_i - p_j\| > r \end{cases} \quad (4)$$

其中, $a_{ij} = 1$ 时表示 i 点与 j 点邻接, $a_{ij} = 0$ 时表示 i 点与 j 点不邻接。对无向图而言, A 为对称矩阵,可以只保留其上三角元素。类似的,对于给定点集 B 和 C ,若 $\exists p_i \in B$ 与 $\exists p_j \in C$ 的距离小于 r ,则定义点集 B 与点集 C 为可达点集。将点集 B 的全部可达点集合记为 $K(B)$,则由上述定义可知,若 $p_i \in B$,且 $p_j \in L(p_i)$,则必然有 $p_j \in K(B)$ 。显然,图1中各非平坦区空间不可达。

综上所述,可根据非平坦点的邻接与可达性质进行聚类计算。具体流程为:

(1)将全部非平坦点 $p_i, i=1,2,\dots,n$ 构造点集 B ,计算 B 的上三角邻接矩阵(取 r 为3倍点云采样间距),设定标志量 $i=l=1$;

(2)对于 p_i 点,首先在 B 的第 i 行元素中统计 $L(p_i)$,将 $L(p_i)$ 加入点集 C_l (C_l 原始为空);

(3)对于 $\forall p_i \in C_l, j \in \{i+1, i+2, \dots, i+n\}$,在 B 的第 j 行中统计 $L(p_j)$,由点邻接与点集可达的定义可知,必然有 $L(p_j) \subset K(C_l)$,将 $L(p_j)$ 加入 C_l 中;

(4)对第3步进行递归计算,直至完成对 p_i 点的计算(注意跳过 C_l 中的重复点)

(5)将 i 加1,首先判断是否 $p_{i+1} \in C_l$:是,则跳过,否则,将 l 加1并重复(2)~(4)步,完成 p_{i+1} 点的计算;

(6)重复第(5)步,直至全部点计算完毕,每一个点集 C_l 即为一个连续的特征区域。

对两片待配准点云进行非平坦区的提取以及区域聚类计算后,还需将两片点云的同名特征区域匹配起来,以便求解位姿变换初值。通常可以通过曲率、法矢等几何特征进行匹配,但由于采样错移以及测量误差等原因,基于离散数据点的计算方法无法得到严格对应的几何特征。同时,计算非平坦区全部点的几何特征比较耗时。若两点云交叠区的非平坦区为同名区域,则其分布形状、

其中点的疏密程度等空间分布特征在统计意义下应存在对应关系。前述最小二乘曲面拟合的拟合残差描述了曲面的“连续性”与“光滑性”特征。类似的,若将某特征区域进行标准最小二乘球面拟合,则拟合球面的半径以及拟合残差描述了两非平坦区的空间分布特征,且一定非常接近。

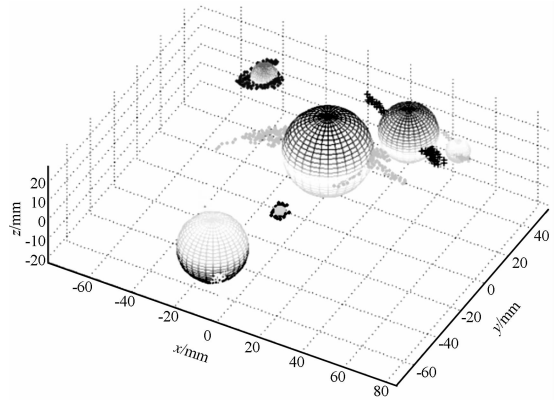


图2 特征区域球面拟合

Fig. 2 Sphere fitting for feature region

假设 X_i 是待匹配项的某一项特征指标向量,则该指标的相似度 S 可用下式表示:

$$S = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|X_{i1} - X_{i2}|}{X_{i1} + X_{i2}} \quad (5)$$

S 越接近1表明两项的可匹配性越高。本文采用的特征指标向量为 $\{r, v_T, v_A\}$,其中 r 为拟合球面的半径, v_T 为拟合总残差, v_A 为平均拟合残差。

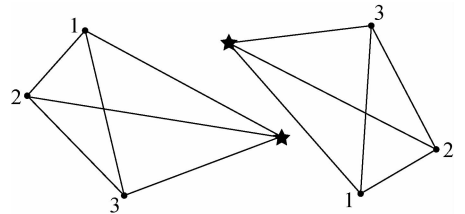


图3 粗匹配结果包含误匹配

Fig. 3 Error matching in coarse matching results

根据(5)式在两片点云中计算得到相似度最高的 n 个特征区域,作为粗匹配结果,并以区域质心点作为匹配点。由于计算误差以及曲面本身重复特征等因素,粗匹配结果中可能包含错误的匹配关系,还需要进一步的精匹配计算。如图3所示,圆点表示正确的匹配点,而星点则表示错误的匹配点。

分区域测量时,局部坐标系之间的位姿变换

属于刚性变换,理想情况下两坐标系中匹配控制点间的距离应保持不变。考虑到计算误差以及采样错移的影响,匹配区域质心点的距离在一定的误差容限内也应满足这一关系。因此可以利用点对距离作为描述点的特征指标向量。给定 n 对粗匹配质心点,任取其中一对 p_{i1} 与 p_{i2} ,分别计算其与其它质心点的距离 l_{ij1} 与 l_{ij2} , $i \neq j$ 。参考(5)式,可以得到的 p_{i1} 与 p_{i2} 相似度指标 S_i :

$$S_i = 1 - \frac{1}{n} \sum_{j=1, j \neq i}^n \frac{|l_{ij1} - l_{ij2}|}{l_{ij1} + l_{ij2}} \quad (6)$$

当 S_i 高于 90% 时,认为 p_{i1} 与 p_{i2} 为精匹配点对,然后可以利用相关算法,如对偶四元数法直接求取位姿变换初值。

2.3 位姿变换矩阵优化求解

交替优化的基本思想是:在两坐标系的位姿变换初值 T_0 下,通过搜索匹配准则 $S(T)$ 降低配准误差来获得两坐标系下采样点集间的最佳匹配,再按照一定规则建立两坐标系位姿变换 T 的误差测度 $E(T)$,通过精练的方法最小化 $E(T)$,得到精确的 T ,如是交替优化,直至得到最优的 T 。

前已述及,点到曲面投影是解决采样错移情形下对应点匹配的有效途径。而 MLS 曲面不仅能适应任意拓扑形状点云的曲面估计,而且具有良好的几何性质,如连续性、局部计算性及确定的逼近误差限。因而,采用点到 MLS 曲面的正交投影作为搜索准则,具体算法参考文献[16]。不同的是本文仅对最终参与位姿优化的点的 k ($k \geq 10$) 邻近点进行 MLS 曲面拟合,具体分析见第 3 节。对应点之间的距离直接描述了两片点云的配准缝隙。故而采用对应点的距离平方和作为误差测度。

刚体位姿变换下, T 包含 3 个旋转自由度和 3 个平移自由度,可由一个 6 维向量表示:

$$\mathbf{T} = [\alpha \quad \beta \quad \gamma \quad t_x \quad t_y \quad t_z]$$

其中, α, β, γ 分别是绕 x, y, z 轴的旋转角度, t_x, t_y, t_z 分别是沿 x, y, z 方向的平移向量。

若两片点云能够完美配准,即配准缝隙为 0,则对 T 的优化可以理解为在六维空间内求解方程 $E(T) = 0$ 的根。参考二分法解方程的思想,可以将其扩展到六维空间,得到广义二分法。广义二分法的基本思想是:当搜索方向折返时,步长减半。如同盲人下坡探路,我们假定盲人只能沿着前后左右 4 个方向走,每走一步,都用拐杖向 4 个方向探测,选择最低点的方向走一步;当发现某一

步不得不折返时,如果按照原来的步长,只能回到上一步的位置,这样就会在这两步上徘徊。这说明“下坡方向”也在这两步之间。所以当方向折返时,应将步长减半,避免惯性因素偏离下坡方向。

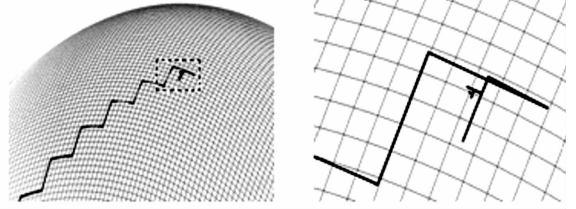


图 4 广义二分法优化路径示意

Fig. 4 Schematic diagram of optimized path for generalized bisection method

例如:用广义二分法求解如下抛物面的最高峰,优化路径如图 4 所示:

$$z = -\frac{x^2 + y^2}{10}$$

针对点云配准问题,设计如下位姿优化流程:

(1) 设定旋转角度的初始搜索步长 S_a 为 1 度,平移向量的初始搜索步长 S_t 为 1 mm,设定步长减半次数标志 $n_d = 0$,以及误差测度阈值 E_0 ;

(2) 判断 n_d 以及当前位姿变换值 T_0 对应的误差测度 $E(T_0)$,若 $n_d > 8$ 或者 $E(T_0) < E_0$,退出搜索;

(3) 向 T_0 6 个维度的 12 个方向以设定步长搜索,得到 12 个新的位姿变换值 T_{0i} ,计算相应的 $E(T_{0i})$,并找到使 $E(T_{0i})$ 最小的 T_{0k} ,记录该搜索方向;

(4) 比较 $E(T_{0k})$ 与 $E(T_0)$,若 $E(T_{0k}) < E(T_0)$,则用 T_{0k} 更新 T_0 ,跳至第 2 步,若 $E(T_{0k}) > E(T_0)$,将搜索步长减半并沿上步的搜索方向反向搜索得到 T_{0k}' ,同时用减半后的步长更新原步长,跳至第 2 步。

至此,完成对位姿变换值的优化过程。

3 配准实验与分析

本文针对 ATOS 光学流动扫描仪对摩托车油箱的三维扫描散乱点云数据进行了配准试验。扫描区域分为 7 块,采样间距约 1 mm,单次测量的有效扫描范围约 300 mm × 200 mm,并且存在一定程度的采样错移。在实际测量范围下,仪器的测量精度约为 0.01 ~ 0.012 mm,被测实物如

图 5 所示。



图 5 被测物—摩托车油箱

Fig. 5 Gasoline tank of motorcycle to be measured

3.1 局部曲面拟合

本文对微小局部区域进行 MLS 曲面拟合的目的在于将拟合曲面作为目标曲面,求解待匹配点到目标曲面的正交投影点,作为对应点并最终用于位姿参数优化计算。

一般情况下,为获得高精度的重建表面,形貌测量需要密集采样。此时,即便单片点云也将包含大量采样点,有时可达几千甚至数万。若全部参与曲面拟合,计算量相当大。另一方面,为兼顾配准精度与效率的要求,并非重叠区域的全部采样点均须参与计算。例如,董军等^[17]针对光学表面子孔径配准问题(3 个配准参数),应用数理统计理论及线性回归分析方法,分析了在子孔径拼接检测中样本容量对测量精度的影响。确定了当子孔径拼接干涉检测中样本容量 n 大于 104 时,即可保证检测精度,又能减小计算的复杂程度。

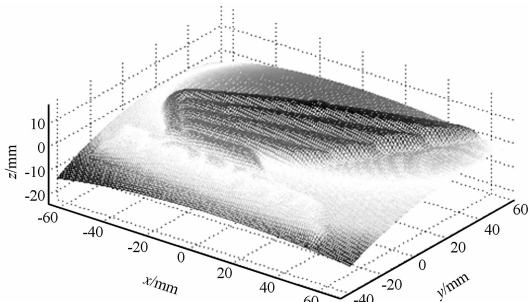


图 6 点云“鹰翼”部分的 MLS 曲面拟合

Fig. 6 Result of MLS surface fitting for “Eagle Wing” part in point cloud

由于已求解得到相对精确的位姿变换初值,给定待匹配点,可以预计,其在目标表面上的投影点一定落在某一固定小范围内。而 MLS 曲面引入紧支的概念,认为点 (x, y) 处的值 z 只受 (x, y)

附近子域内采样点影响,影响区域外的点对 z 的取值没有影响。因此,本文选择只对参与计算的匹配点的 k 邻近进行 MLS 曲面拟合。图 6 为对点云“鹰翼”部分做的移动最小二乘曲面拟合,较好的表现了原始数据的细节。

3.2 误差测度函数的单峰性

广义二分法的优点是避免了求导等数值计算,不会出现解的不稳定。缺点是优化速度慢,而且只能适应“单峰”问题,即搜索域内只能有一个最优解,这也是传统 ICP 算法的核心问题。由于事先已经利用点云自身的非平坦区进行了位姿变换的初始估计,可以保证优化问题的“单峰”性。

在源点云中选定固定 100 个待匹配点,以最终优化解算的位置变换 T 为起点,任选 5 个方向背离 T 进行搜索,记录所得误差测度,如图 7 所示。图中显示,在背离 T 的 5 个搜索方向上,误差测度成单调递增趋势,可以证明优化问题的“单峰”性。

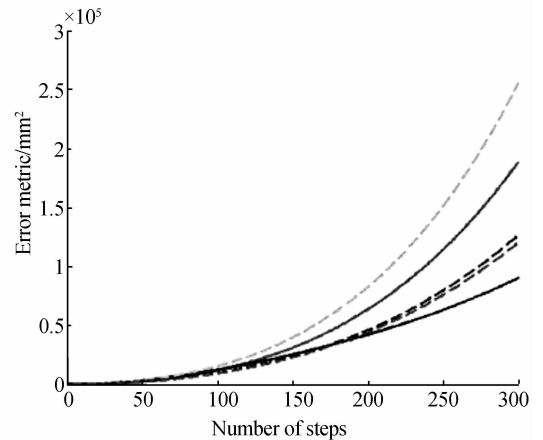


图 7 搜索方向背离最终位姿 T 的误差测度

Fig. 7 Error metric when search direction deviates from final pose T

3.3 点云配准实验

在进行相邻两测量区域的散乱点云配准时,根据 2.2 节中所述方法自动获取位姿初值的配准结果,如图 8 所示。图中虽仍可见微小配准缝隙,但非平坦特征区域基本对齐,能够满足后续优化计算的需要。

后续的位姿优化计算中,以非平坦特征区点数与平坦区点数为 1:1 的随机均匀选取原则,分别在两点云重叠部分选取 5、10、50、75、100、125 个点进行 10 位姿优化。表 1, 2 则记录了各次计算中重叠部分全部 3 556 个点的配准结果。由表

1 和表 2 可知,当超过 100 个点参与优化计算时,优化结果基本趋于稳定。为尽量减小选点对最终优化结果不确定性的影响,本文最终选取 150 个点进行优化计算,结果如图 9 所示。图中已不存在肉眼可辨的配准缝隙,计算结果表明最终配准缝隙的误差测度值约为 1.5 mm^2 ,平均配准缝隙约为 0.02 mm ,优化搜索步数约为 5 000 步。

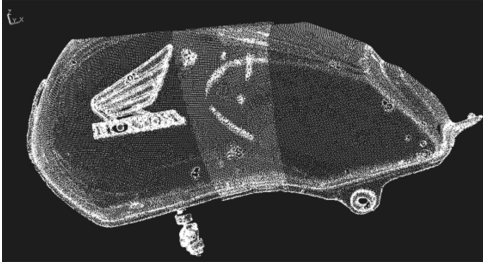


图 8 相邻两区域自动获取位姿初值的配准结果

Fig. 8 Registration results for initial value of position and orientation based on automatic acquisition of two adjacent regions

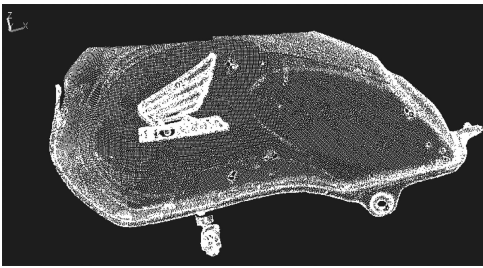


图 9 广义二分法优化配准结果

Fig. 9 Optimized registration results using generalized bisection method

图 10 为 7 个区域测量散乱点云的整体配准结果,平均配准缝隙约为 0.02 mm 。

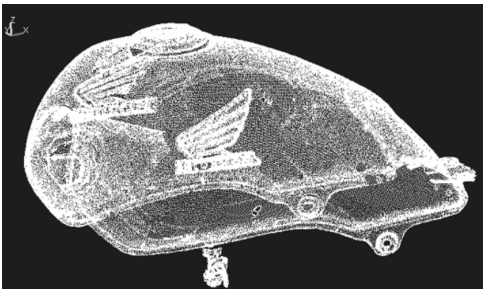


图 10 油箱整体优化配准结果

Fig. 10 Optimized registration for whole gasoline tank using generalized bisection method

3.4 可行性分析

配准算法的优劣在于其配准效率以及抑制噪声的能力。本文的配准算法基于 ICP 算法的交替优化思想,在配准初值获取以及位姿优化求解方法上重点加以改进,主要耗时也在这两个方面。

试验中采用联想 Y450 笔记本电脑,CPU 处理频率为 2.2 GHz 。在效率方面,配准初值获取中提取非平坦区时,试验示例中两片点云的交叠区大约有 3 556 个公共点,相当于合计要对 7 112 个点计算最小 k 邻近并进行标准最小二乘曲面拟合。当 k 取 15 时,合计耗时 16.34 s ,平均每点耗时 2.33 ms 。在求解最小 k 邻近时,只需进行一次空间网格划分,本文采用大约 10 703 个点的点云进行测试,当网格规格为 $38 \times 38 \times 15$ 时,划分时间(同时算出每个点所在的网格和网格所包含的点)不超过 0.03 s 。对于 MLS 曲面拟合,以图 6 中的鹰翼拟合为例,共计 $96 \times 136 = 13\ 056$ 个点,拟合耗时 225.37 s ,平均每点耗时约 17.3 ms 。由于仅对选定的参与精确配准的点进行 MLS 拟合,当点数为 125 时,总耗时不超过 2.16 s 。实际上,在位姿优化中,当参数搜索折返几次后,目标点云中的 MLS 曲面已基本不变,无需重新进行拟合。仅仅是对源点云位姿进行微调,进而导致给定点在“固定”的 MLS 表面上的投影发生微小变化。试验中示例的两片点云在优化搜索步数约为 5 000 步终止时的全部耗时约为 8 min 。

在抑制噪声方面,本文采用点向曲面投影求对应点的方式,相当于利用了邻近点的统计特征,虽对测量噪声有一定的抑制能力,但效果并不显著。原因在于,较大的测量噪声意味着待配准的原始数据是不准确的,即测量点云中可能根本不存在实际对应的点或者曲面。需要注意,测量噪声会对本文中“非平坦区”的提取产生较大影响。因为即便是被测表面平坦区域的微小局部也可能因为噪声过大而不能由标准拟合曲面来近似,因而造成大量连片的虚假“非平坦区”。针对这一问题,可以适当放宽拟合残差的门限阈值,但阈值过大又可能造成“非平坦区”的遗漏。本文在原始测量数据的基础上,人为的在 3 个坐标分量上均添加了标准差为 σ 的正态分布随机误差。当 $\sigma \leq 0.05 \text{ mm}$ 时,本文方法可以较好的将“非平坦区”提取并对应起来。但对于整体配准而言,当 $\sigma \geq$

0.01 mm 时平均配准缝隙接近 0.37 mm,精度已经不能接受。

任何的配准算法均要求参与配准计算的对应点对精确,但由于噪声或者算法自身的原因,难免会产生偏离较大的错误对应,如果这些点对参与运算,势必影响算法的精度和鲁棒性。本文在位姿优化过程中计算 $E(T_{oi})$ 时,采用基于统计方法的错误对应点剔除方法,其基本原理是相容性准则。假设每一个对应点对的距离为 $d_i = 1, 2, \dots, N$,首先计算全部对应点对的距离平均值 μ ,然后计算每一对对应点对距离标准差 σ 。其中:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - \mu)^2}$$

设置一个距离阈值 D ,同时假设配准的第 i 次迭代计算中,允许的最大的对应点对距离值为 D_{max}^i ,即视距离大于 D_{max}^i 的点对为错误的匹配,予以删除。具体算法参见文献[18]。

对于本文求解得到的配准初值,用传统的 ICP

方法进行配准计算,并与本文方法的配准结果进行了对比,结果如表 3 所示。其中参与计算的为 125 个相同的点,ICP 方法的误差测度为对应点间距的平方和。经计算,传统 ICP 方法的配准缝隙也约为 0.02 mm,二者精度基本相当。然而,传统 ICP 方法的缺点是对配准初值的要求苛刻,因此,在最后精确配准位姿的基础上,对每一位姿各分量进行了人为正向偏移,并记录对比了偏移后本文算法与 ICP 算法的配准结果。每次偏移时,表中数据 ICP 结果在前,本文方法的结果在后。结果表明,本文方法在角度分量 $\leq 4^\circ$,平移分量 ≤ 4 mm 时,误差测度仍可以保持在 1.6 mm² 以内,可以保持较好的配准精度。而传统的 ICP 方法仅在角度分量 $\leq 1^\circ$,平移分量 ≤ 1 mm 时能保持较低的误差测度,且各分量的影响程度不同(其中 t_z 影响最大,增加 2 mm 时平均配准缝隙约为 0.23 mm,详见表 4)。负向偏移有类似的结果,此处不再赘述。

表 1 不同计算点数的优化结果均值对比

Tab. 1 Comparison of mean value of optimized results in different calculation points

选取点数	误差测度均值 V_e/mm^2	位姿参数均值					
		α/rad	β/rad	γ/rad	t_x/mm	t_y/mm	t_z/mm
5	109.14	-0.037 7	0.385 1	0.043 4	-286.985 7	5.592 6	7.209 8
10	4.624 9	-0.107 6	0.386 9	0.050 9	-287.329 1	5.545 1	7.136 8
50	1.898 5	-0.086 6	0.378 6	0.057 9	-287.592 3	5.503 8	7.108 3
75	1.491 8	-0.086 5	0.374 7	0.050 0	-287.645 7	5.538 5	7.109 2
100	1.502 8	-0.086 3	0.376 6	0.053 3	-287.615 7	5.518 0	7.108 6
125	1.500 4	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.620 1	5.523 7	7.109 1

表 2 不同计算点数的优化结果标准差对比

Tab. 2 Comparison of standard deviation of optimized results in different calculation points

选取点数	误差测度均值 V_e/mm^2	位姿参数标准差					
		α/rad	β/rad	γ/rad	t_x/mm	t_y/mm	t_z/mm
5	215.47	0.472 3	0.119 2	0.123 1	0.962 0	0.489 2	0.052 6
10	3.442 6	0.139 4	0.065 5	0.045 5	0.541 9	0.310 6	0.0286
50	0.985 7	0.027 0	0.008 0	0.021 0	0.191 8	0.122 9	0.003 0
75	0.109 3	0.016 2	0.006 7	0.002 2	0.040 4	0.021 1	0.001 0
100	0.038 4	0.016 7	0.004 4	0.003 9	0.023 2	0.021 8	0.001 1
125	0.039 3	0.016 3	0.004 3	0.003 0	0.029 1	0.017 9	0.001 0

表 3 本文算法与 ICP 算法同一初值的配准结果对比

Tab. 3 Comparison of registration results between ICP method and proposed method

算法类别	误差测度均值	位姿参数均值					
	V_e/mm^2	α/rad	β/rad	γ/rad	t_x/mm	t_y/mm	t_z/mm
本文	1.500 4	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.620 1	5.523 7	7.109 1
ICP	1.570 1	-0.087 1	0.377 0	0.051 9	-287.559 1	5.511 5	7.112 3

表 4 位姿参数 t_z 增加后 ICP 算法与本文算法的配准结果对比Tab. 4 Comparison of registration results between ICP method and proposed method after increasing pose parameter t_z

增加偏移: $\Delta t_z/\text{mm}$	误差测度	位姿参数					
	V_e/mm^2	α/rad	β/rad	γ/rad	t_x/mm	t_y/mm	t_z/mm
1.000 0	33.478 9	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.633 7	5.520 4	7.036 1
	1.503 6	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.619 2	5.523 9	6.909 1
2.000 0	191.237 1	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.629 3	5.530 59	6.927 5
	1.503 5	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.622 3	5.524 9	6.709 0
3.000 0	438.288 7	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.625 6	5.517 8	6.835 2
	1.506 1	-0.087 1	0.376 7	0.051 9	-287.624 6	5.522 4	6.509 0
4.000 0	791.303 9	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.633 7	5.5204 0	6.736 1
	1.503 7	-0.087 2	0.376 7	0.051 9	-287.618 4	5.5231 8	6.309 1

4 结 论

本文根据大尺寸自由曲面形貌测量中多视三维散乱点云配准的现实需求,提出了基于局部曲面拟合与广义二分优化搜索相结合的自动配准方法。在介绍配准原理的基础上,详细给出了点云非平坦区自动提取、聚类和匹配方法,以及设计了基于广义二分搜索的位姿优化流程。同时分析了采用局部移动最小二乘曲面拟合的理论依据。最后,针对

ATOS 光学流动扫描仪对摩托车油箱的分块扫描数据进行了配准试验,验证了该方法的有效性。试验结果表明:选取 150 个点参与位姿优化计算可以兼顾配准精度与优化效率。此时平均配准缝隙约为 0.02 mm,可以满足工业实际中以大型覆盖件为代表的自由曲面多视三维散乱点云配准的要求。同时,与传统 ICP 方法的配准结果相比,本文方法的配准精度与传统 ICP 方法相当,且对配准初值的要求低于 ICP 方法。

参考文献:

- [1] 吴斌. 大型物体三维形貌数字化测量关键技术研究 [D]. 天津:天津大学,2003.
WU B. *Study on the Key Technologies of 3D Digital Measurement of Large-Scale Objects* [D]. Tianjin: Tianjin University, 2003. (in Chinese)
- [2] REN T Q, ZHU J G, GUO Y B, *et al.*. Artificial feature-based multiview registration method for three-dimensional free-form object modeling [J]. *Optical Engineering*, 2010, 49 (5): 053603-1-

053603-7.

- [3] 刘建伟,梁晋,梁新合,等. 大尺寸工业视觉测量系统[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(1):126-134.
LIU J W, LIANG J, LIANG X H, *et al.*. Industrial vision measuring system for large dimension work-pieces [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18 (1):126-134. (in Chinese)
- [4] TAHIE R, SANDER D, FRAN K V H, *et al.*. An integrated approach for modeling and global registration of point clouds [J]. *J. Photogrammetry & Remote Sensing*, 2007, 61: 355-370.

- [5] 孟凡文,吴禄慎. 用继承与优化算法精密拼接无序点云[J]. 光学精密工程,2009,17(4):825-831.
MENG F W, WU L SH. Registration of unorganized point clouds by inheriting and optimizing algorithm[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009 17(4):825-831. (in Chinese)
- [6] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1992, 14(2): 239-256.
- [7] ZHANG Z Y. Iterative point matching for registration of freeform curves and surfaces[J]. *Int. J. Comput. Vision.*, 1994, 13(2): 119-152.
- [8] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping [J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333-349.
- [9] SHARP G C, LEE S W, WEHE D K. ICP registration using invariant features[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2002, 24(1): 90-102.
- [10] 陈善勇. 非球面子孔径拼接干涉测量的几何方法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2006.
CHEN SH Y. *Geometrical Approach to Subaperture Stitching Interferometry for Aspheric Surfaces* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006. (in Chinese)
- [11] YANG C, MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range views [C]. *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Sacramento, USA, 1991, 2724-2729.*
- [12] LIU Y, POTTMANN H, WANG W P. Constrained 3d shape reconstruction using a combination of surface fitting and registration [J]. *Computer Aided Design*, 2006, 38(6): 572-583.
- [13] HUANG Y B, QIAN X P. Multi-sensor calibration through Iterative registration and fusion[J]. *Computer Aided Design*, 2009, 41(4): 240-255.
- [14] LEVIN D. The approximation power of moving least squares [J]. *Mathematics of Computation*, 1998, 67(224): 1517-1531.
- [15] 贺美芳. 基于散乱点云数据的曲面重建关键技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2006.
HE M F. *Research on Key Technologies of Surfaces Reconstruction Based on Scattered Point Cloud Data* [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006. (in Chinese)
- [16] 黄运保,谭志辉,王启富,等. 基于移动最小二乘曲面的多视三维点云数据 ICP 对齐方法[J]. 武汉大学学报(工学版),2011,44(2):249-253.
HUANG Y B, TAN ZH H, WANG Q F, et al.. Moving least-squares surface based multi-view point-data ICP registration [J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2011, 44(2):249-253. (in Chinese)
- [17] 董军,张蓉竹,张均,等. 样本容量对子孔径拼接检测精度影响的分析[J]. 激光杂志,2005,26(3): 37-38.
DONG J, ZHANG R ZH, ZHANG J, et al.. Effect of sampling number on the stitching interferometer[J]. *Laser Journal*, 2005, 26(3): 37-38. (in Chinese)
- [18] ZHANG Z. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces [J]. *Int Journal Computer Vision*, 1994,13(2): 119-152.

作者简介:



任同群(1980—),男,辽宁大连人,博士,讲师,2005年、2008年于天津大学分别获得工学硕士、博士学位,主要从事计算机视觉、光学精密测量领域的研究。E-mail:ren_tq@dlut.edu.cn



赵悦含(1990—),女,福建厦门人,主要从事机械设计、测试领域的研究。E-mail: zhaoyuehan9@126.com



龚春忠(1988—),男,广西钟山人,主要从事机械测试领域的研究。E-mail: chunzhong.gong@DFYL.com.cn



张丽华(1989—)女,河南安阳人,硕士研究生,2011年于大连理工大学获得学士学位,主要从事机械测试方面的研究。E-mail: keailihua@126.com