

文章编号 1004-924X(2009)04-0825-07

用继承与优化算法精密拼接无序点云

孟凡文^{1,2}, 吴禄慎¹

- (1. 南昌大学 机电工程学院, 江西 南昌 330031;
2. 济宁职业技术学院 机电工程系, 山东 济宁 272037)

摘要:对结构光三维扫描检测系统的拼接技术进行了研究,建立了两个待拼接点云之间的对应关系,提出用继承与优化算法进行点云的精确拼接。阐述了算法原理,通过建模获取拼接过程中的旋转和平移参数,提出并分析了拼接的实现过程。采用光栅投射式三维扫描仪获取某型号汽车防雨板的 6 组点云数据,用提出的算法进行点云拼接,利用多分辨率层次精度分析法对拼接结果进行误差分析,并与最临近点迭代法在拼接精度、收敛速度和耗时上进行了比较。实验结果表明:继承与优化算法可实现海量无序点云的精确拼接,拼接的标准偏差 <0.10 mm,两点云对接时间 <2 s,所需迭代次数比 ICP 方法减少 5 次以上。

关键词:逆向工程;点云拼接;继承与优化算法;拼接误差

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Registration of unorganized point clouds by inheriting and optimizing algorithm

MENG Fan-wen^{1,2}, WU Lu-shen¹

- (1. *Mechanical and Electrical Engineering School, Nanchang University, Nanchang 330031, China;*
2. *Mechanical and Electrical Engineering Department, Ji'ning Vocational Technology College, Ji'ning 272037, China*)

Abstract: A registration method for unorganized point clouds in a structure light 3D scanning measurement is researched and a inheriting and optimizing algorithm is proposed to implement the precise registration of point clouds. The principle of the algorithm is explained, and a mathematical model is established to obtain the rotation and translation parameters. The realizing procedure of the algorithm is described and analyzed. 6 groups of point clouds of a car flashing are acquired by a fringe projection 3D scanning instrument, then, the point clouds are registered by the proposed algorithm. Registration errors are analyzed by a multi resolution hiberarchy method, which indicates that the proposed algorithm can implement the precise registration of unorganized point clouds. Experimental results show that the registration standard error is less than 0.10 mm, and the registration time of 2 point clouds is less than 2 s. The required number of iterations are reduced by more than 5 times as compared with that of an ICP algorithm.

Key words: reverse engineering; registration point clouds; inheriting and optimizing algorithm; registration error

收稿日期:2008-06-14;修订日期:2008-07-28.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 59965003)

1 引言

三维光学扫描仪可在短时间内直接获取被测物体表面的点云数据,但由于光的直线传播特性以及受物体型面大小的限制,在一个视角下,扫描仪只能获取物体某一部分表面的数据。为得到被测物体完整的数据模型,需要确定一个合适的坐标变换,将从各个视角得到的点集合并到一个统一的坐标系下,这就是点云数据的拼接,或称为点云配准,该技术在逆向工程、曲面重构和虚拟现实均有广泛的应用。

目前,国内外的多视点云拼接方法基本上都是在 Besl 等^[1]提出的最临近点迭代 (Iterative Closest Point, ICP) 法的基础上发展而来的,其基本思想是:给定目标点集 P 和参考点集 Q ,为了使 P 能够和 Q 对齐,首先对 P 中的每一个点在 Q 中找一个与之距离最近的点,建立点对的映射关系,然后以点对间距离平方和最小为条件,通过最小二乘法解算出一个最优坐标变换 M ,并令 $p = M(P)$,重复这一迭代过程,直到满足精度要求为止。蔡润彬等^[2]以二维平面网格以及网格中各网点所对应的 Z 坐标来拟合参考点云,计算目标点云中各点到网格点云中相应网眼的距离,以迭代方法解算点云坐标转换参数。朱延娟等^[3]根据测点及其邻域点估算每个点的曲面法向矢量来计算各个测点的曲率,根据每个测点的曲率识别两组点云数据中可以匹配的点对集合进行精确配准。王宫等^[4]采用框架拼接法,通过编码标识点的匹配,求得标识点的空间三维坐标,完成物体空间框架的重构。Helmut 等^[5]提出不采用 ICP 进行点云匹配的算法,其思路是:运用瞬时运动学原理,将点云中的每一点附加一个速度场,点云与曲面之间的匹配变成速度场中点的螺旋运动,从而达到匹配的目的。Tahie 等^[6]提出采用直接方法拼接无序点云,利用不同视区的物体模型确定视区的平移和旋转参数,同时确定物体的形状参数和拼接参数,从而减小累计误差。其它也有利用最小二乘法原理和旋转工作台的方式实现点云拼接等方法^[7-11]。

上述算法需要解决的一个共同难题是如何在两个待拼接点云之间建立对应关系,但正确地建立这种对应关系也很困难,如果迭代计算的初值稍有偏差,还容易造成迭代计算的结果不收敛。

本文提出的继承与优化算法能有效地解决了建立两片点云之间对应关系的问题,快速而稳定地解算出点云拼接所需的各种坐标变换参数,并通过汽车防雨板的实际测量实验验证了算法的可行性和优越性。

2 继承与优化算法

2.1 算法描述

继承与优化算法模拟生命演化与进化的过程,是一种基于自然选择和群体遗传机理的搜索算法,将每个可能的解看作是群体中的一个个体,并将每个个体编码,根据确定的目标函数对每个个体进行评价,给出一个适应度值。开始随机产生一些个体,对这些个体使用继承算子进行交叉组合,得到新一代个体,这一群新的个体由于继承了上一代的一些优良性状,逐步朝着更优解的方向进行发展。它利用简单的编码技术和繁殖机制来表现复杂的现象,不受搜索空间限制性假设的约束,是一种并行处理算法。继承与优化算法具有搜索效率高、鲁棒性强以及参数编码化等优点,在系统最优化、机器学习、并行处理、故障诊断和神经网络控制等领域得到越来越多的应用。

2.2 模型建立

从欧式空间来看,测量点云与 CAD 模型的归一化就是对点云数据实施一系列的变换,最后使得点云与被测的复杂型面准确贴合。从群论的观点来看,欧式空间中点的集合构成一个群 G 。将点云看作群 G 中的一个元素 a ,则 a 的所有变换构成群 G 的一个子集 H , H 是平移群和旋转群的组合,即为空间的一个运动群。由群论可知,平移群和旋转群都是可交换群,即点云 a 对于 3 个坐标的平移和旋转是可以交换的,但运动群是不

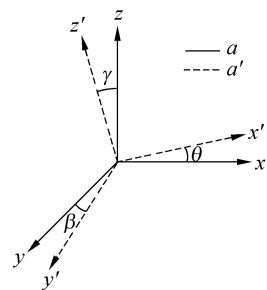


图 1 坐标旋转变换

Fig. 1 Coordinate rotation transformation

可交换群。如果 T 代表平移变换, R 代表旋转变换, 则 $a \cdot R \cdot T \neq a \cdot T \cdot R$ 。点云旋转变换所形成的旋转群可看作是 a 绕经过原点的不同轴的 3 次旋转实现的, 这 3 次旋转的转角即为旋转变换

$$\mathbf{R}_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{R}_\beta = \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix}, \mathbf{R}_\gamma = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \lambda & \sin \gamma \\ 0 & -\sin \gamma & \cos \gamma \end{bmatrix}, \quad (1)$$

由 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_\theta \mathbf{R}_\beta \mathbf{R}_\gamma$, 可得:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \theta \cdot \cos \beta & \sin \theta \cdot \cos \gamma + \cos \theta \cdot \sin \beta \cdot \sin \gamma & \sin \theta \cdot \sin \gamma - \cos \theta \cdot \sin \beta \cdot \cos \gamma \\ -\sin \theta \cdot \cos \beta & \cos \theta \cdot \cos \gamma - \sin \theta \cdot \sin \beta \cdot \sin \gamma & \cos \theta \cdot \sin \gamma + \sin \theta \cdot \sin \beta \cdot \cos \gamma \\ \sin \beta & -\cos \beta \cdot \sin \gamma & \cos \beta \cdot \cos \gamma \end{bmatrix}, \quad (2)$$

因 $|\mathbf{R}_\theta|$ 、 $|\mathbf{R}_\beta|$ 、 $|\mathbf{R}_\gamma|$ 为 1, 可以得出 $|\mathbf{R}| = 1$, 对点云数据进行 \mathbf{R} 变换属于正交变换, 即变换后两点之间的距离不变, 也就是刚体变换。平移变换群由沿坐标轴变换的 3 个平移参数 T_x 、 T_y 、 T_z 决定, 由此可以看出, 在点云变换的过程中起决定作用的是平移参数 T_x 、 T_y 、 T_z 和旋转参数 θ 、 β 、 γ , 其不同的组合形成了一个运动群。自变量为: $x = [\beta \ \gamma \ T_x \ T_y \ T_z] = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]$ 。

为使点云数据进行正确的拼接, 采用模型点云中各点与测量点云中最近点的差的平方和作为目标函数, 在查找模型点的最近点之前, 要根据自变量中的数值对点云数据进行刚性变换:

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^n \|x_i - x_i^k\|^2, \quad (3)$$

在上式中, x_i 为模型上的点, x_i^k 为第 k 次迭代后测量点云中与模型点距离最近的点, n 为模型离散点的数目。

均匀分布的模型点云对测量点云形成推拉作用, 使点云在优化的过程中向自由曲面逐渐靠近, 其中欧拉角的变化在 $[-\pi, +\pi]$ 之间, 即目标函数所受的约束条件为:

$$\begin{cases} g_1(x) = x_1 + \pi \leq 0 & g_2(x) = \pi - x_2 \leq 0 \\ g_3(x) = x_3 + \pi \leq 0 & g_4(x) = \pi - x_4 \leq 0 \\ g_5(x) = x_5 + \pi \leq 0 & g_6(x) = \pi - x_6 \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

把上述有约束的目标函数转换为无约束的目标函数, 其形式如下:

$$\varphi(x, r^k) = f(x) + r^k \sum_{j=1}^6 \{\min[0, g_j(x)]\}^2, \quad (5)$$

其中 $r^{k+1} = cr^k$, r^k 为惩罚因子, 其初始值为 1, 递

的欧拉角。

用 \mathbf{R}_θ 表示绕 x 轴旋转 θ 角, \mathbf{R}_β 表示绕 y 轴旋转 β 角, \mathbf{R}_γ 表示绕 z 轴旋转 γ 角, 则点 a 绕 x 、 y 、 z 轴旋转 θ 、 β 、 γ 角的变换公式为:

增系数为 10, $c = 0.618$ 。

由上式可知, 函数 $\varphi(x, r^k)$ 的惩罚因子总是大于或等于 0, 通过对惩罚因子的不断调整, 使惩罚项在优化过程中逐渐衰弱并最终消失, 使 $\varphi(x, r^k)$ 逐步逼近函数 $f(x)$ 。

2.3 实现过程

继承与优化算法仅仅利用个体的适应度进行群体的优化, 同时利用变量编码在设计空间进行多点搜索, 在搜索空间上比现有的优化方法大。对初始种群的产生要求不严格, 即对点云的初始位置要求不严格, 克服了 ICP 算法的局限性。其实现过程如下:

2.3.1 归一化实数编码

把自变量 $x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]$ 的各分量映射到 $[0, 1]$ 空间中:

$$v_i = \frac{x_i - a_i}{b_i - a_i}, \quad (6)$$

其中, a_i 、 b_i 为第 i 个自变量的上下限, 染色体为 $v_i = [v_{i1} \ v_{i2} \ v_{i3} \ v_{i4} \ v_{i5} \ v_{i6}]$ 。

2.3.2 适应度函数建立

在继承与优化算法中, 以个体适应度的大小来确定该个体被继承到下一代群体中的概率, 所以个体的适应度越大, 其遗传到下一代的概率也越大, 从上述目标函数的实际意义可知, 其目标函数的值越小越好, 其适应度的建立形式为:

$$f(x) = c^{\varphi(x, r^k)}, \quad (7)$$

其中 $\varphi(x, r^k)$ 为最小值优化问题的目标函数值。

2.3.3 选择操作

选择操作采用轮盘选种法, 以种群为基础, 按照每个染色点的适应度来选择染色体, 每次旋转

产生一个染色体,步骤如下:

①首先令 $k=1$,对每个染色体计算适应度累积值概率 Q_k ,其值为:

$$O_k = \sum_{i=0}^k f(x_i), \quad (8)$$

②在 $[0, O_k]$ 之间产生一个随机数 r ;

③搜索与 r 值最近的累积概率值,得到第 k 个染色体;

④重复②、③,直到选择出所有染色体为止。

2.3.4 交叉操作

取交叉概率为 0.90,在 $[0, 1]$ 区间中产生随机数 r ,在父代中选择两个基因 v_i, v_j ,在进行交叉操作时产生新的子代 v_i', v_j' ,则:

$$\begin{cases} v_i' = rv_i + (1-r)v_j \\ v_j' = (1-r)v_i + rv_j \end{cases}, \quad (9)$$

对产生的新后代进行可行性验证,满足则替代父代。

2.3.5 变异操作

取变异概率为 0.01,在 $[0, 1]$ 区间中产生随机数 t ,在父代中选择染色体 v_i ,进行变异操作产生新的后代 v_i'' ,则:

$$v_i'' = v_i + tr\bar{r}, \quad (10)$$

其中, \bar{r} 为产生的随机 6 维方向。

2.3.6 群体收敛判断

通过各代群体的平均适应度变化率和最优个体适应度变化率来判断群体收敛性,其取值为 0.01 或迭代次数为 1 000 时终止运算,输出计算结果如不满足上述条件,则重复 2.3.2~2.3.5,直到收敛为止。

3 实验与误差分析

本实验中,通过三维扫描仪获取某型号汽车防雨板的点云数据,采用提出的算法进行点云全场拼接,对拼接结果进行误差分析,并与最邻近点迭代法在拼接精度、收敛速度、迭代次数和耗费时间上进行了比较。

3.1 实验过程

采用结构光光栅投射式三维扫描仪对经白漆喷涂的汽车防雨板进行测量。其中,标识点是直径为 3 mm 的白底黑边圆,两两待拼接区域间的标识点为 3 个,呈边长为 20 mm 的正三角形排列,标识点贴在曲率较大处。三维扫描仪的光栅

覆盖区域(即一次光栅投射的扫描范围)为 400 mm×300 mm,汽车防雨板总长为 920 mm,在长度方向上需要进行 3 次扫描。防雨板最大宽度为 120 mm,处在光栅一次扫描的测量范围内,但当防雨板垂直放置的时候,在曲率变化较大的地方存在阴影,光栅照射不到,需要倾斜防雨板使光栅照射到遮挡部位,即也要在宽度方向上进行点云拼接。图 2 为汽车防雨板局部光栅图。

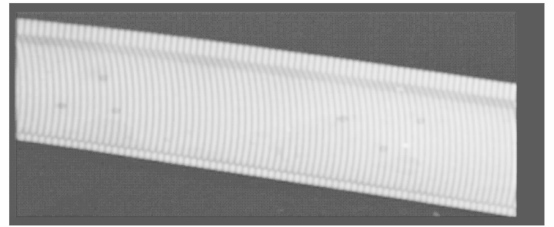


图 2 汽车防雨板局部光栅图

Fig. 2 Local fringe image of car flashing

将获取的变形光栅图像经解相、去包裹处理^[12]形成点云。图 3 为待拼接的汽车防雨板 6 组点云。

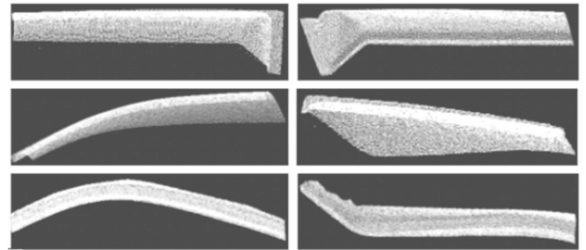


图 3 汽车防雨板 6 组点云

Fig. 3 Six groups of point clouds of car flashing

使用继承与优化算法先对第 1 组点云和第 2 组点云进行拼接,拼接过程中的坐标转换参数包括旋转矩阵和平移向量,其中,旋转矩阵为:

$$R_1 = \begin{bmatrix} -1.000\ 075 & 0.005\ 649 & 0.000\ 686 \\ 3.125\ 697 & 0.987\ 618 & -0.012\ 058 \\ 0.011\ 159 & -0.013\ 158 & 1.000\ 002 \end{bmatrix},$$

平移向量为:

$$T_1 = (158.238\ 964 \quad 200.658\ 912 \quad -2.005\ 613)^T.$$

第 1 组点云和第 2 组点云拼接完成后,再与第 3 组点云拼接,依次进行,直到完成 6 组点云拼接为止。拼接后的点云总数为 201 985 个,点云坐标如表 1 所示。可以看出,点云坐标是均匀连续的,验证了提出算法的可行性和有效性。

表 1 拼接后点云坐标

Tab.1 Point cloud coordinates after registration

点云序号	X 坐标	Y 坐标	Z 坐标
0	-65.352 570	-184.229 889	13.382 467
1	-65.113 525	-184.701 645	14.222 116
2	-64.962 318	-185.357 635	14.829 411
3	-64.937 973	-186.022 354	14.771 482
4	-65.300 186	-187.363 983	11.958 122
5	-65.049 202	-187.821 365	12.551 193
6	-64.891 052	-188.229 416	13.164 489
7	-64.765 236	-188.778 717	13.852 671 0
8	-65.196 831	-191.022 324	8.958 682 0
...
201 985	0.716 626	325.181 702	-85.928 574

最终拼接完成后完整的汽车防雨板点云如图 4 所示,可以看出,拼接以后的点云完整清晰地反映出汽车防雨板的三维轮廓信息,采样结果平滑,可以达到直接反求防雨板曲面的要求。



图 4 拼接完整的汽车防雨板点云

Fig. 4 Point clouds of car flashing after splicing registration

3.2 误差分析

当测量点云与 CAD 模型匹配后,零件与模型之间的偏差就转化为采样点与模型曲面之间的误差^[13],模型与实物的对比问题转换成点到曲面的距离。由于点云的数量很大,如对每一个点都进行计算是很不经济的,故本文采用多分辨率层次精度分析法^[14]对海量点云进行偏差分析。其基本思想是:由低分辨率抽样向高分辨率抽样过渡,每次对抽样的数据进行误差计算。当连续 3 次抽样的偏差结果相差很大时,以最后一次抽样的计算结果作为最终结果输出,从而避免了不必要的计算。在每一次抽样过程中,在曲率变化大的地方,其抽样点的密度要比平坦区域大,抽样结果才更具有可信性。其精度指标可以采用极限偏

差、平均偏差和标准偏差等指标来表示。表 2 为使用本文算法与 ICP 算法的拼接偏差比较。

表 2 使用不同算法的拼接偏差比较

Tab.2 Registration errors of different algorithms

采用算法	极限偏差 (mm)	平均偏差 (mm)	标准偏差 (mm)
最近点迭代法(ICP)	1.82	1.05	0.56
继承与优化算法	1.26	0.62	0.10

与 ICP 算法相比,采用继承与优化算法进行点云拼接时,点云与模型曲面间的偏差明显减小,标准偏差 <0.10 mm,拼接精度得到了提高。

实验中还比较了继承与优化算法和 ICP 算法在收敛速度和收敛精度上的差异,图 5 为采用两种算法的平均偏差与迭代次数的关系曲线。可以看出,采用继承与优化算法后,在开始阶段的收敛速度比最临近点迭代法快,随迭代次数的增加,平均偏差呈均匀减小的趋势,并且总的迭代次数要比最临近点迭代法算法少 5 次以上,效率和精度明显提高。

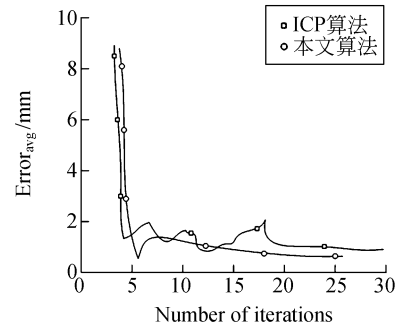


图 5 两种算法收敛图

Fig. 5 Convergence chart of two algorithms

实验还对本文所提出的算法和 ICP 算法在拼接耗时上进行了比较。采用 ICP 进行点云拼接时,如果点云个数达到上万时,两组点云拼接所用时间约为 4 s,而采用继承与优化算法进行拼接,两两点云对之间的拼接可在 2 s 内完成。汽车防雨板 6 组点云的完整拼接过程耗时约为 10 s,使得拼接速度提高的主要原因是,参数编码化以及解算过程迭代次数少。

4 结 论

本文对结构光三维扫描检测系统的拼接技术进行了全面分析,推导出系统扫描与拼接过程之间的联系,提出了用继承与优化算法进行点云精确拼接,利用该技术,解决了结构光三维扫描无法精确获取被测物体全方位形状信息的问题,并采用多分辨率层次分析方法对拼接结果进行了精度评价。

参考文献:

- [1] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes[J]. *IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence*, 1992, 14(2): 239-251.
- [2] 蔡润彬,潘国荣. 三维激光扫描点云拼接新方法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2006, 34(7): 913-918.
- CAI R B, PAN G R. A new method for multi-view point cloud registration[J]. *J. Tongji Uni. (Natural Sci)*, 2006, 34(7): 913-918. (in Chinese)
- [3] 朱延娟,周来水,张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4): 475-481.
- ZHU Y J, ZHOU L SH, ZHANG L Y. Registration of scattered cloud data[J]. *J. CAD and Computer Graphics*, 2006, 18(4): 475-481. (in Chinese)
- [4] 王宫,钟约先,袁朝龙,等. 大面积物体三维测量数据拼接技术的研究[J]. 机械设计与制造, 2007(9): 90-92.
- WANG G, ZHONG Y X, YUAN CH L, et al.. Study on 3D data connection of large part in 3D non-contact measurement [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2007(9): 90-92. (in Chinese)
- [5] HELMUT P, STEFAN L, MICHAEL H. Registration without ICP[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, 95: 54-71.
- [6] TAHIE R, SANDER D, FRANK V H, et al.. An integrated approach for modeling and global registration of point clouds[J]. *J. Photogrammetry & Remote Sensing*, 2007, 61: 355-370.
- [7] CHEN Y, MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range images[J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 145-155.
- [8] 沈海平,达飞鹏,雷家勇. 基于最小二乘法的点云数据拼接研究[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(9): 1112-1116.
- SHEN H P, DA F P, LEI J Y. Research of point clouds registration based on least-square method [J]. *J. Image and Graphics*, 2005, 10(9): 1112-1116. (in Chinese)
- [9] 龙玺,钟约先,李仁举,等. 结构光三维扫描测量的三维拼接技术[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2002, 42(4): 477-480.
- LONG X, ZHONG Y X, LI R J, et al.. 3D surface integration in structured light 3D scanning [J]. *J. Tsinghua Univ (Sci & Tech)*, 2002, 42(4): 477-480. (in Chinese)
- [10] 陈世哲,胡涛,刘国栋,等. 基于光栅的快速精确图像拼接[J]. 光学精密工程, 2006, 14(2): 242-246.
- CHEN SH ZH, HU T, LIU G D, et al.. Fast and precision image mosaic based on grating[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2004, 14(2): 242-246. (in Chinese)
- [11] 田庆国,葛宝臻,杜朴,等. 基于激光三维扫描的人体特征尺寸测量[J]. 光学精密工程, 2007, 15(1): 84-88.
- TIAN Q G, GE B ZH, DU P, et al.. Measurement of human figure size based on laser 3D scanning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 84-88. (in Chinese)
- [12] WU L SH, PENG Q J. Research and development of fringe projection-based methods in 3D shape reconstruction[J]. *J. Zhejiang Uni. Sci.*, 2006, 7(6): 1026-1036.

- [13] 杜建军,高栋,孔令豹,等. 光学自由曲面误差评定中匹配方法的研究[J]. 光学精密工程, 2006, 14(1):133-138.
- DU J J, GAO D, KONG L B, *et al.*. Study of matching methods for error evaluation of optical

free form surface[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(1):133-138. (in Chinese)

- [14] RAFAEL C G, RICHARD E W. *Digital Image Processing* [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2002:349-369.

作者简介:



孟凡文(1973—),男,山东临沂人,博士研究生,讲师,1997年于西安理工大学获学士学位,2000年于西安工业大学获硕士学位,主要从事三维光学图像检测与图像处理的研究。E-mail: fanwenmeng@163.com

导师简介:



吴禄慎(1953—),男,江西乐平人,教授,博士生导师,1978年于北京航空航天大学获学士学位,1990年于清华大学获硕士学位,主要从事面外“Moire”法、三维光学图像检测与逆向工程的研究。E-mail: wulushen@163.com

●下期预告

Lamb 波压差式微流量传感器的研究

贾宏光¹,光玲玲^{1,2},MANCEAU Jean-Francois³, BASTIEN Francois³,刘波¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院,北京 100039;

3. 法国科学院 FEMTO-ST 研究所 MN2S 实验室,法国 贝桑松 25044)

为提高微流体系统中的流量检测灵敏度,增大动态检测,实现温度补偿,提出了一种新型的基于 Lamb 波的压差式微流量传感器。传感器主要由两个 Lamb 波压力传感器和微通道组成,它利用 Lamb 波薄膜内应力的敏感特性,以频率计量的方式间接测量微通道两端的压力差;并采用双 Lamb 波压力传感器构成差动式测量结构进行温度补偿。通过对长 20 mm,宽 1 mm,高 50 μm 的微通道进行流量测试实验,结果表明:在流量测试范围内,微通道两端的频率差与流量基本呈线性变化,其线性相关系数为 0.999 9;在微流量传感器没进行优化的前提下,最小检测量为 0.627 $\mu\text{L/s}$ 。