

大尺寸薄壳物体表面的三维光学自动检测

刘晓利 彭翔* 殷永凯 李阿蒙 张承功 何懂

(深圳大学光电工程学院, 教育部、广东省光电子器件与系统重点实验室, 广东 深圳 518060)

摘要 报道一种大型薄壳物体的智能光学三维测量以及自动在线检测方法, 利用三节点光学测量传感器网络实现了大型薄壳物体内外表面数据的三维重建、特征尺寸获取及计算机辅助设计(CAD)模型的比对。提出一种有效的三维多节点传感器测量网络的系统标定方法, 可同时完成整体测量系统在大尺度测量空间的现场标定以及各个三维节点测量传感器的标定。提出一种采用多传感器标定信息与最近点迭代方法(ICP)相结合的多视点深度测量数据的匹配方法。在此基础上, 利用 ICP 将测量的三维模型数据与 CAD 模型数据相匹配, 并获取误差分布图。理论分析和实验证明了所提出的测量方法的有效性。

关键词 光学检测; 薄壳物体; 多传感器标定; 深度图像; 全局空间匹配

中图分类号 TP242 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201131.0312006

3D Auto-Inspection for Large Thin-Wall Object

Liu Xiaoli Peng Xiang Yin Yongkai Li Ameng Zhang Chenggong He Dong

(Key Laboratory of Optoelectronic Devices and Systems, Ministry of Education and Guangdong Province, College of Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract We propose an optical measurement technique devoted to on-line inspection of large-scale and thin-wall objects. The proposed approach is based on a measurement network that consists of three-node optical sensors. With this specifically designed measurement network system, we can achieve the inspection tasks such as multi-view range-data acquisition, registration, and integration while it is also possible to make a comparison of reconstructed model with the computer-aided-design (CAD) model to precisely determine the error distribution on each external and internal facet walls. An on-line calibration scheme for multiple-node sensors based on phase-mapping combined with photogrammetric technique is also presented and verified by experiments. Furthermore, the registration of multi-view range-data can be achieved using the calibrated parameters and iterative closest points (ICP) algorithm. Moreover, we also employ ICP algorithm for the alignment of reconstructed model with measured data with the nominal CAD model, and then the dimension computation and error comparison can be easily acquired. Both the theoretical analysis and the experimental results show the effectiveness of the proposed approach.

Key words optical inspection; thin-wall object; multiple sensors calibration; range data; global registration

OCIS codes 120.4630; 120.3930; 120.5050; 280.4788

1 引 言

随着现代工业的发展, 对大型三维物体(特别是具有特殊形状)的表面三维自动检测要求越来越苛刻, 不仅需要快速、高精度地测量物体表面三维数据, 还要求在较短的时间内完成与计算机辅助设计

(CAD)模型比较并自动生成检测报告。目前, 对大型物体的三维测量方法可分为基于激光跟踪仪、全站仪、摄影测量、三坐标测量机、线激光及结构光等测量方法^[1~4]。其中摄影测量方法精度较高, 但需要在被测物体表面粘贴标记点, 且仅能获取这些

收稿日期: 2010-09-06; **收到修改稿日期**: 2010-10-19

基金项目: 国家自然科学基金(60775021)、深圳大学科技计划项目(000018)、精密测试技术及仪器国家重点实验室(天津大学)-光电子器件与系统教育部重点实验室(深圳大学)联合开放课题资助课题。

作者简介: 刘晓利(1980—), 男, 博士, 讲师, 主要从事三维光学测量、计算机视觉和计算机图形学等方面的研究。

E-mail: lxl@szu.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: xpeng@szu.edu.cn

标记点的尺寸,因此数据过于稀疏,难以应用于物体表面的高密度测量。而三坐标测量机采用逐点测量方法,对很多应用来说测量速度太慢,而且针对大物体测量需设计更大尺寸的三坐标测量机,加工制造极其困难。线激光测量采用线扫描和三角测量原理获取三维数据,测量速度较慢,对于大尺寸、薄壳和箱状物体的表面尺寸测量,需要测量物体的所有内、外表面深度数据,一方面,被测物体的特殊形状会造成其传感器设计较困难;另一方面,由于测量体积大,测量时间存在很大问题。此外,三维在线检测是在三维测量基础上提出了更高的要求:1)系统受到现场环境的限制;2)系统受到测量时间的限制;3)需要对长、宽、高、侧壁厚度分布和底面厚度分布等几何尺寸和表面形貌进行在线自动检测;4)需要将测量数据与CAD模型进行比对,检测出误差分布较大的区域。由于上述原因,现有的针对大尺寸、薄壳、箱状物体的光学三维在线测量装置甚少。

目前,基于相位映射的结构光测量方法具有非接触、速度快、面扫描、数据密度高和精度高等诸多特点^[5],逐渐成为光学三维测量的主流技术之一。然而,由于目前缺少对大尺寸测量空间的现场标定方法(需要与视场大小相同的标准的标定靶),基于相位测量的光学方法在大尺度空间物体的三维数字化应用中面临巨大的挑战,相关报道也很少^[6]。本文提出一种针对大尺寸测量空间的标定方法,可适用于任意大小视场的标定。此外,针对大尺寸薄壳物体提出一种基于多节点光学传感器网络的三维数字化测量方法以及与CAD模型比对的检测方法。

2 三节点传感器测量网络的系统标定方法

基于相位测量的光学方法在处理大尺寸薄壳物体时仍面临巨大的挑战。其中光学三维传感器在大测量空间的标定是一个至关重要的难题。对于大尺寸物体的三维测量,本文考虑采用多节点光学传感器网络的测量方案。一方面,多节点传感器协同可缩短测量时间;另一方面,通过多节点传感器的深度数据匹配有可能获得大尺度的空间测量范围。传统的单传感器标定通常采用带标记点的平面靶来完成^[7],而对于大尺度测量空间,多节点传感器仍然存在可覆盖视场的限制,难以同时采集到平面靶的标记点,而制作高精度的大尺寸三维标靶成本高、加工困难。为此,针对大尺寸薄壁物体的光学三维测

量给出一种有效的系统标定方法。该方法不仅适用于大尺寸薄壁物体的测量,而且适用于其他各种不同尺寸非薄壁物体的测量系统标定。

提出的现场标定方法的基本概念和具体实现过程归纳为

1) 现场制作三维标靶:针对不同的测量视场,选择合适大小的刚性稳固的物体,在物体上粘贴适量的编码标记点;然后,利用数码相机从多个视点拍摄编码标记点。根据近景摄影测量的原理^[8,9],重建出标记点的空间三维坐标。这些重建的编码标记点的空间坐标可作为一个三维标定参照物,其精度达到摄影测量精度(相对精度 1/40000)。

2) 旋转和移动上述重建的三维标靶,使得多传感器拍摄不同角度的标靶图像;

3) 对采集的标记点图像进行识别及亚像素定位,具体方法可参考文献[10];

4) 建立单 CCD 成像及镜头畸变的数学模型以及多个 CCD 之间的结构参数模型;

5) 由迭代最优化方法计算出待求的 CCD 内部参数、畸变参数及多 CCD 的外部结构参数。

以三节点光学传感器网络测量系统为例说明所提出的标定方法。如图 1 所示,每个节点传感器由两个 CCD 相机和一个数字投影装置(DLP)构成,每个节点传感器的三维测量均采用基于相位映射的结构光成像原理:计算机产生的正弦条纹结构光投射到被测物体上,被测物体的深度变化对条纹的相位进行调制,获得相位编码的条纹图,并用两 CCD 相机记录下来。通过相位解调与相位展开^[11~13]可以从编码条纹图中获取相应于物体深度信息的绝对相

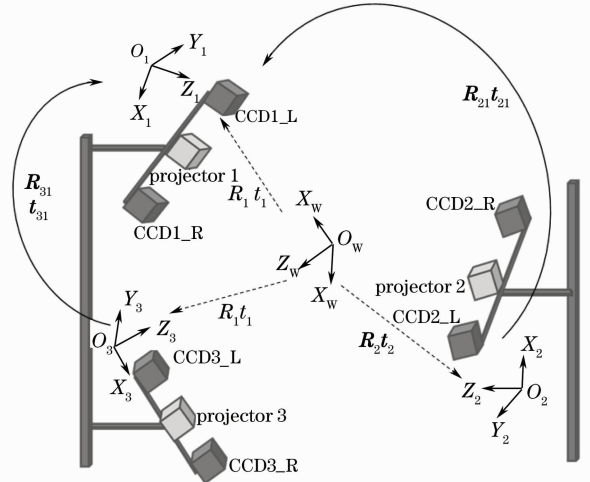


图 1 三节点传感器测量网络系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of measurement network with three-node sensors

位分布图。然后,结合系统的标定信息可以确定相位与深度的映射关系,获取物体的深度信息。为此,需要通过系统标定来确定每个节点传感器的内外结构参数以及三个节点传感器之间的结构参数。

由 DLP 与 CCD 摄像机组成的结构光视觉传感器的数学模型如图 2 所示。其中建立 3 个坐标系,世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$, CCD 摄像机 1 坐标系 $O_{c1} X_{c1} Y_{c1} Z_{c1}$, CCD 摄像机 2 坐标系 $O_{c2} X_{c2} Y_{c2} Z_{c2}$, 各个坐标系之间存在一个刚体变换关系,即每两个坐标系之间,存在一个旋转变换与平移变换,其中旋转变换可由一个 3 阶正交矩阵 \mathbf{R} 来表示,平移变换由一个平移向量 \mathbf{t} 来表示。此处,需确定由世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$ 到 CCD 摄像机 1 坐标系 $O_{c1} X_{c1} Y_{c1} Z_{c1}$ 的变换,即 \mathbf{R}_{c1} 和 \mathbf{t}_{c1} ;由世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$ 到 CCD 摄像机 2 坐标系 $O_{c2} X_{c2} Y_{c2} Z_{c2}$ 的变换,即 \mathbf{R}_{c2} 和 \mathbf{t}_{c2} ;以及由 CCD 摄像机 1 坐标系 $O_{c1} X_{c1} Y_{c1} Z_{c1}$ 到 CCD 摄像机 2 坐标系 $O_{c2} X_{c2} Y_{c2} Z_{c2}$ 的变换,即 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 。

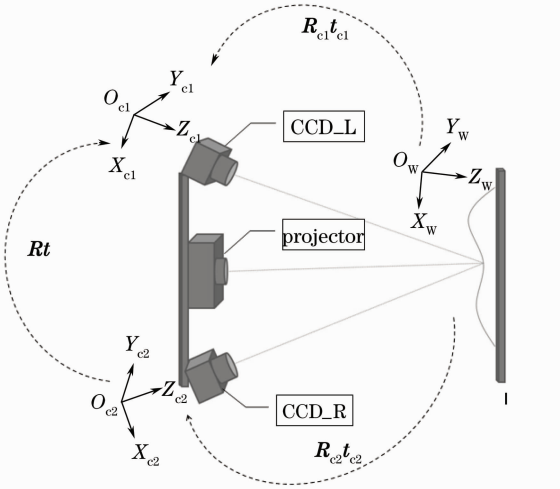


图 2 单节点三维传感器结构图

Fig. 2 Configuration of 3D sensor with single node

上述这些变换参数的获取方法是:通过同时拍摄标定参照物图像,并逐一建立各摄像机标定模型,对 CCD 摄像机进行标定。其中 CCD 摄像机标定的数学模型如下:

在世界坐标系下的一个空间点向量 \mathbf{X} ,可用四维齐次坐标 $(X, Y, Z, 1)^T$ 表示;图像点 \mathbf{x} 可表示成三维齐次坐标形式 $(u, v, 1)^T$;则 CCD 摄像机成像过程在数学上可表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{K}[\mathbf{R}_c | \mathbf{t}_c] \mathbf{X}, \quad (1)$$

式中矩阵 $\mathbf{K} = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 称为摄像机标定矩阵(内参矩阵), α 和 β 是与焦距有关的两个尺度因子, u_0

和 v_0 是 CCD 像面的主点, γ 为扭曲因子, \mathbf{R}_c 和 \mathbf{t}_c 分别表示从世界坐标到摄像机的旋转和平移。考虑镜头的径向畸变和切向畸变,则畸变后点的坐标可表示为

$$\begin{bmatrix} \bar{u} \\ \bar{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta u^{(r)} \\ \Delta v^{(r)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta u^{(t)} \\ \Delta v^{(t)} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中 $\begin{bmatrix} \Delta u^{(r)} \\ \Delta v^{(r)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots) \\ v(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots) \end{bmatrix}$ 表示径向畸变, $\begin{bmatrix} \Delta u^{(t)} \\ \Delta v^{(t)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2p_1 uv + p_2(r^2 + 2u^2) \\ p_1(r^2 + 2v^2) + 2p_2 uv \end{bmatrix}$ 表示切向畸变, $r^2 = u^2 + v^2$, $k_1 k_2 k_3$ 为径向畸变系数, p_1, p_2 分别为切向畸变系数。

因此,根据上述摄像机成像的数学模型可知,对于给定的一个标定参照物,参照物上的 m 个标志点在世界坐标系下记为 \mathbf{X} ,从 n 个视场采集该参考面的 n 幅图像,记 \mathbf{x}_{ij} 为第 i 幅图像上的第 j 个三维点 \mathbf{X}_j 在图像坐标系下的坐标。则通过最小化以下误差函数使得真实像点与理想像点最接近,即残差最小:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|\mathbf{x}_{ij} - \hat{\mathbf{x}}(\mathbf{X}_j)\|^2. \quad (3)$$

进一步,根据相机的针孔透视模型(1)式及镜头畸变模型(2)式可以构造出下式:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}_{ij} &= \mathbf{K}[\mathbf{R}_i | \mathbf{t}_i] \mathbf{X}_j, \\ \hat{\mathbf{x}}(\mathbf{X}_j) &= \bar{\mathbf{x}}_{ij} + \Delta \bar{\mathbf{x}}_{ij}^{(r)} + \Delta \bar{\mathbf{x}}_{ij}^{(t)}, \end{aligned} \quad (4)$$

$\Delta \bar{\mathbf{x}}_{ij}^{(r)}$ 和 $\Delta \bar{\mathbf{x}}_{ij}^{(t)}$ 分别表示镜头的径向畸变和切向畸变。可见,整个模型中总共需要标定 10 个内部参数,和 $6n$ 个外部参数。上述非线性方程组可以通过高斯-牛顿迭代法解非线性最优化问题来求解。由标定结果的外部参数,即由世界坐标系到 CCD 摄像机 1 坐标系的刚体变换 $\mathbf{R}_{c1} \mathbf{t}_{c1}$ 、世界坐标系到 CCD 摄像机 2 坐标系的刚体变换 $\mathbf{R}_{c2} \mathbf{t}_{c2}$,可直接获取 CCD 摄像机 1 与 CCD 摄像机 2 间的转换矩阵 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{c2} \mathbf{R}_{c1}^T$, $\mathbf{t}_{c21} = \mathbf{t}_{c2} - \mathbf{R} \mathbf{t}_{c1}$ 。

而 3 个节点光学传感器相互间位姿关系可根据图 1 所示的坐标系转换关系计算确定。在每个节点传感器上建立各自的局部坐标系,坐标系原点设在传感器的左 CCD 摄像机上,XYZ 坐标轴同 CCD 成像模型坐标轴相同,加上世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$,共建立 4 个坐标系。为获取三个节点传感器间的位姿关系,计算节点传感器 2 到节点传感器 1 的空间变换 $\mathbf{R}_{21} \mathbf{t}_{21}$ 及节点传感器 3 到节点传感器 1 间的空间变换 $\mathbf{R}_{31} \mathbf{t}_{31}$ 。数学上,这些变换可以表达如下:

通过对每个 CCD 摄像机的标定可获取世界坐标系到各摄像机坐标系的空间变换,即在世界坐标系

$O_w X_w Y_w Z_w$ 下的一个点空间向量 \mathbf{X} , 经标定可获得该点在节点传感器 1 坐标系 $O_1 X_1 Y_1 Z_1$ 下的坐标:

$$\mathbf{X}_1 = \mathbf{R}_1 \mathbf{X} + \mathbf{t}_1, \quad (5)$$

在节点传感器 2 坐标系 $O_2 X_2 Y_2 Z_2$ 下的坐标:

$$\mathbf{X}_2 = \mathbf{R}_2 \mathbf{X} + \mathbf{t}_2, \quad (6)$$

在节点传感器 3 坐标系 $O_3 X_3 Y_3 Z_3$ 下的坐标:

$$\mathbf{X}_3 = \mathbf{R}_3 \mathbf{X} + \mathbf{t}_3, \quad (7)$$

式中 $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \mathbf{R}_3, \mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \mathbf{t}_3$ 均由标定信息获取。

由(5)~(7)式可计算得: $\mathbf{X}_1 = \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^T \mathbf{X}_2 + \mathbf{t}_1 - \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^T \mathbf{t}_2$, $\mathbf{X}_1 = \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_3^T \mathbf{X}_3 + \mathbf{t}_1 - \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_3^T \mathbf{t}_3$, 进而得到节点传感器 2 到节点传感器 1 的空间变换 $\mathbf{R}_{21} = \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^T$, $\mathbf{t}_{21} = \mathbf{t}_1 - \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^T \mathbf{t}_2$, 节点传感器 3 到节点传感器 1 间的空间变换 $\mathbf{R}_{31} = \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_3^T$, $\mathbf{t}_{31} = \mathbf{t}_1 - \mathbf{R}_1 \mathbf{R}_3^T \mathbf{t}_3$ 。

3 三节点传感器测量网络的深度数据匹配

目前比较通用的两类深度数据匹配方法主要有迭代最近点方法(ICP)和基于标记特征点的匹配方法^[14,15]。两类方法各有优缺点:ICP 方法匹配精度较高、匹配误差分布较均匀,但该方法需要初值估计、计算复杂度较高、对噪声比较敏感;而基于标记特征点方法匹配速度较快,但其匹配误差分布受标记点分布及提取方法的影响较大,而且需要在物体表面或其四周粘贴标记特征点。对于大尺寸薄壳物体的匹配,难点在于物体内表面与外表面数据的匹配。由于单个三维传感器测量视场范围与薄壳物体内外表面自遮挡的限制,很难同时获取内外表面的三维数据,因此给匹配造成很大的困难。采用多节点传感器协同测量可避免该问题产生,在测量网络中分配多节点三维传感器的位姿,分别获取内表面及外表面部分数据,各个节点传感器采集的三维深度数据的匹配可由标定出的多节点传感器的结构参数获取。通过移动被测物体从多个角度采集的三维数据可采用 ICP 方法进行匹配,避免了标记特征点的粘贴可能造成的对被测物体表面的损坏。只要给定较好的初值估计(本文采用标记点方法快速获取初值,详细算法可参见文献[10]),ICP 方法仅需几次迭代即可获得理想的匹配结果。多视场深度数据的两两匹配通常存在误差积累的问题,本文采用一种基于迭代的全局优化算法以消除误差积累。具体算法如下:

Input: 所有视场的深度数据 \mathbf{P}_i , 及其到世界坐标系的变换矩阵 $\mathbf{M}_i, i=1, 2, \dots, n$;

Output: 优化后的各视场深度数据到世界坐标

系的变换矩阵 $\mathbf{M}_i, i=1, 2, \dots, n$;

迭代优化:

```
While (no converges) { /* 收敛条件:  $\forall \Delta \mathbf{M}_i, \|\Delta \mathbf{M}_i - I\| < \epsilon * /$ 
  For ( $i=1; i < n; i++$ ) {
    1)  $\mathbf{P}_i$  中选取适当数量采样点  $\mathbf{V}_i$ ;
    2) 在其他所有视场中寻找与  $\mathbf{V}_i$  匹配的所有对应点对;
    3) 确定误差测度函数  $E(\mathbf{M}_i)$ ;
    4) 最小化  $E(\mathbf{M}_i)$  计算转换矩阵  $\Delta \mathbf{M}_i$ ;
    5)  $\mathbf{M}_i = \Delta \mathbf{M}_i \cdot \mathbf{M}_i$ ;
  }
}
```

4 整体测量数据与 CAD 模型的比对

将匹配后的整体三维测量数据(重建模型)与标准 CAD 模型进行比对,首先要将测量数据与 CAD 模型进行匹配。在某些情况下,测量数据与 CAD 模型数据的匹配可借助某些特征点或特征面来完成,但该方法对于特征不明显的物体存在较大的匹配困难。本文提出一种比对方法,首先采用 ICP 方法将三维测量数据与 CAD 模型数据进行空间匹配,从而获得满意的比对结果,其测度函数定义为点到参数曲面的距离。计算三维重建模型到 CAD 模型的距离误差,并生成误差分布图。最后,通过统计计算获得被测物体的各项尺寸值。

5 实验结果

实验采用三节点传感器测量网络对大尺寸薄壳物体(石英坩埚)在线检测,以此证明本文方法的有效性。石英坩埚的尺度约 1100 mm × 1100 mm × 550 mm,形状为薄壁箱体,属于较大尺寸的薄壳物体。实验将测量出其内外表面所有数据,包括壁厚、底厚、外宽、内宽、侧壁平整度以及底部平整度,通过将测量结果与 CAD 模型比对,定量和可视化显示误差分布。本文实验建立的多节点三维传感器测量网络的相对位姿如图 1 所示,其中节点传感器 1 用以测量坩埚外侧面深度数据;节点传感器 2 用以测量坩埚内侧面及内底面的深度数据;节点传感器 3 用以测量坩埚内底面的深度数据。多节点三维传感器测量网络如图 3 所示,石英坩埚被加载到旋转平台之上。通过旋转平台,多节点三维传感器测量网络可以覆盖坩埚所有部位的深度数据测量。

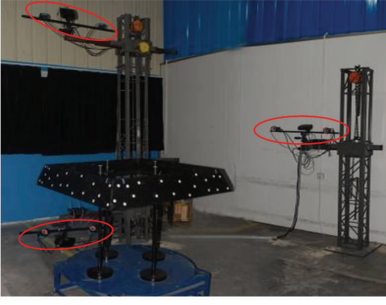


图3 多节点三维传感器测量网络
(图中显示出三个节点三维传感器)

Fig. 3 Practical measurement network with multi-node sensors (three nodes are displayed in the figure)

图4为按照本文方法制作的现场立体标靶,将多个编码标记点粘贴于一个废弃的坩埚表面,并利用摄影测量方法获取标记点的精确三维坐标。利用所示标靶对 CCD 摄像机及 3 节点三维传感器测量网络系统分别进行了标定,从而获得测量系统的标定参数如下:



图4 按照本文方法制作的现场立体标靶

Fig. 4 On-line calibration target fabricated with proposed approach

1) 节点传感器 1 的标定参数:

CCD 摄像机 L1:

内参矩阵:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 1428.652 & 0 & 508.872 \\ 0 & 1429.207 & 626.009 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

畸变系数:

$$[k_1 \ k_2 \ k_3] = [-0.0152 \ -0.0313 \ 1.0274],$$

$$[p_1 \ p_2] = [0.0003 \ 0.0004],$$

重投影误差在 x 方向和 y 方向的标准差为(0.025, 0.023)像素。

CCD 摄像机 R1:

内参矩阵:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 1429.127 & 0 & 471.917 \\ 0 & 1429.587 & 653.858 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

畸变系数:

$$[k_1 \ k_2 \ k_3] = [-0.0370 \ 0.2695 \ 0.3519],$$

$$[p_1 \ p_2] = [0.0002 \ 0.0045],$$

重投影误差在 x 方向和 y 方向的标准差为(0.028, 0.025)像素。

传感器 1 的两 CCD 结构参数:

旋转变换:

$$\mathbf{R}_{LR1} = \begin{bmatrix} 0.9345 & 0.0093 & 0.3558 \\ -0.0045 & 0.9999 & -0.0142 \\ -0.3559 & 0.0117 & 0.9345 \end{bmatrix},$$

平移变换:

$$\mathbf{T}_{LR1} = \begin{bmatrix} -669.242 \\ -5.1020 \\ 210.9605 \end{bmatrix}.$$

2) 节点传感器 2 的标定参数:

CCD 摄像机 L2:

内参矩阵:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 2586.667 & 0 & 497.726 \\ 0 & 2586.955 & 642.887 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

畸变系数:

$$[k_1 \ k_2 \ k_3] = [-0.0610 \ 0.1014 \ 2.5472],$$

$$[p_1 \ p_2] = [-0.0005 \ -0.0003],$$

重投影误差在 x 方向和 y 方向的标准差为(0.028, 0.026)像素。

CCD 摄像机 R2:

内参矩阵:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 2582.284 & 0 & 481.996 \\ 0 & 2582.604 & 662.076 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

畸变系数:

$$[k_1 \ k_2 \ k_3] = [-0.0697 \ 0.3266 \ -1.0708],$$

$$[p_1 \ p_2] = [-0.0017 \ 0.0018],$$

重投影误差在 x 方向和 y 方向的标准差为(0.024, 0.029)像素。

两 CCD 结构参数:

旋转变换:

$$\mathbf{R}_{LR2} = \begin{bmatrix} 0.9493 & 0.0191 & 0.3137 \\ -0.0195 & 0.9998 & -0.0019 \\ -0.3137 & -0.0043 & 0.9495 \end{bmatrix},$$

平移变换:

$$\mathbf{T}_{LR2} = \begin{bmatrix} -601.8207 \\ 4.8503 \\ 98.0730 \end{bmatrix},$$

3) 节点传感器 3 的标定参数:

CCD 摄像机 L3:

内参矩阵:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 1430.078 & 0 & 452.826 \\ 0 & 1430.563 & 648.819 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

畸变系数:

$$[k_1 \ k_2 \ k_3] = [-0.0262 \ 0.1867 \ -0.2791],$$

$$[p_1 \ p_2] = [-0.0013 \ 0.0006],$$

重投影误差在 x 方向和 y 方向的标准差为(0.024, 0.023)像素。

CCD 摄像机 R3:

内参矩阵:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 1434.697 & 0 & 516.890 \\ 0 & 1435.138 & 648.351 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

畸变系数:

$$[k_1 \ k_2 \ k_3] = [-0.0235 \ 0.1289 \ -0.1517],$$

$$[p_1 \ p_2] = [-0.0002 \ -0.0015],$$

重投影误差在 x 方向和 y 方向的标准差为(0.027, 0.024)像素。

两 CCD 结构参数:

旋转变换:

$$\mathbf{R}_{LR3} = \begin{bmatrix} 0.9381 & 0.0435 & 0.3436 \\ -0.0397 & 0.9990 & -0.0181 \\ -0.3441 & 0.0034 & 0.9389 \end{bmatrix},$$

平移变换:

$$\mathbf{T}_{LR3} = \begin{bmatrix} -537.6737 \\ 7.5181 \\ 99.0930 \end{bmatrix}.$$

4) 节点传感器间位姿关系:

传感器 2 到 1:

旋转变换:

$$\mathbf{R}_{21} = \begin{bmatrix} -0.9650 & 0.7157 & -0.6917 \\ -0.2731 & 0.6492 & 0.7099 \\ 0.9571 & 0.2574 & 0.1328 \end{bmatrix},$$

平移变换:

$$\mathbf{t}_{21} = \begin{bmatrix} 840.7243 \\ -1287.3475 \\ 2117.0751 \end{bmatrix},$$

传感器 3 到 1:

旋转变换:

$$\mathbf{R}_{31} = \begin{bmatrix} 0.1980 & 0.6826 & -0.7035 \\ 0.1843 & -0.7308 & -0.6572 \\ -0.9627 & 0.0004 & -0.2705 \end{bmatrix},$$

平移变换:

$$\mathbf{t}_{31} = \begin{bmatrix} 800.6830 \\ 1025.3803 \\ 2782.8061 \end{bmatrix}.$$

图 5 显示出 24 个视场测量的深度数据的匹配结果,匹配误差在 0.1 mm 以内。图 6 为测量数据与 CAD 模型比对的误差分布伪彩图,图 7,8 分别为坩埚侧面、底面的误差分布图及统计偏差。

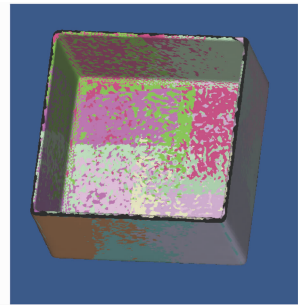


图 5 从测量深度数据重建的三维模型
Fig. 5 Reconstructed 3D model from measured range data

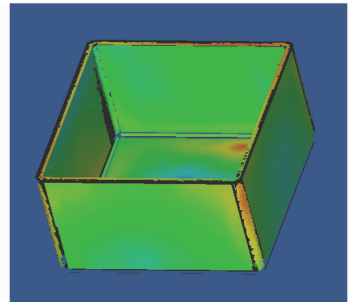


图 6 重建模型与 CAD 模型比较的误差分布图
Fig. 6 Error distribution of measured model with CAD model

6 结 论

针对大型薄壳物体表面尺寸测量及在线检测的需求,提出了多节点三维光学传感器测量网络的智能检测方法,完成大尺寸、薄壳物体的内外表面深度数据的匹配和重建、尺寸获取及模型比对。提出了一种适合各种尺寸标定参照物的制作方法,以及利用该标定参照物完成了基于相位映射原理的三维传感器的现场定标,并解决了多节点三维传感器结构外参的高精度标定和多节点传感器测量数据的匹配问题。此外,接合最近点迭代方法将多视角深度数据匹配到同一坐标系,利用全局迭代优化方法避免

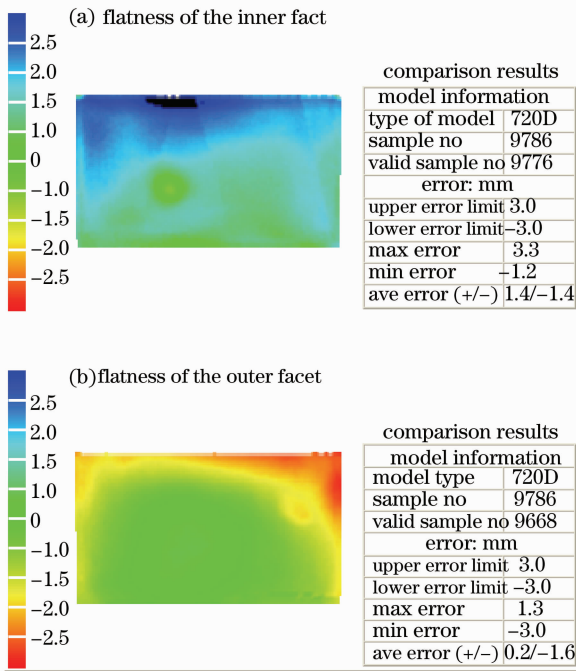


图 7 内侧(a)和外侧(b)表面平整度(与CAD模型比较)

Fig. 7 Flatness of inner (a) and outer (b) facets compared with CAD model

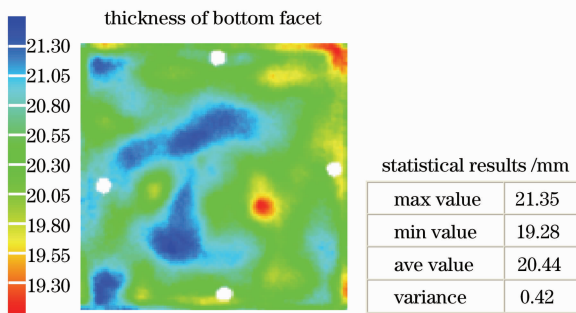


图 8 底面厚度

Fig. 8 Thickness of bottom facet

了误差积累;尺寸获取与模型比对,利用了最近点迭代方法,将测量的三维数据与CAD模型匹配,计算所有测量点到CAD模型的距离,获取误差分布伪彩图,由射线跟踪等方法计算物体的长、宽、高、壁厚等相关尺寸。实验结果证明了本文提出的测量系统的有效性。

参 考 文 献

1 G. N. Peggs, P. G. Maropoulos, E. B. Hughes *et al.*. Recent developments in large-scale dimensional metrology [C]. *Pro. IME B J. Eng. Manufact.*, **223**(B6): 571~595

2 F. Chen, G. M. Brown, M. Song. Overview of three-dimensional shape measurement using optical methods [J]. *Opt. Engng.*, 2000, **39**(1): 10~22

3 Xu Zhigin, Sun Changku, Tao Li *et al.*. Study on color three-dimensional laser scanning measuring method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, **23**(8): 1008~1012

许智钦, 孙长库, 陶立等. 彩色三维激光扫描测量方法的研究 [J]. *光学学报*, 2003, **23**(8): 1008~1012

4 Li Wansong, Su Likun, Su Xianyu. Phase measuring profilometry in big scale measurement [J]. *Acta Optica Sinica*, 2000, **20**(6): 792~796

李万松, 苏礼坤, 苏显渝. 相位检测面形术在大尺度三维面形测量中的应用 [J]. *光学学报*, 2000, **20**(6): 792~796

5 Peng Xiang, Zhang Zonghua, Zhu Shaoming *et al.*. 3D digital imaging system based on white-light digital moiré [J]. *Acta Optica Sinica*, 1999, **19**(10): 1401~1405

彭翔, 张宗华, 朱绍明等. 基于白光数字莫尔的三维光学数字成像系统 [J]. *光学学报*, 1999, **19**(10): 1401~1405

6 S. Pavageau, R. Dallier, N. Servagent *et al.*. A new algorithm for large surfaces profiling by fringe projection [J]. *Sensors and Actuators A*, 2004, **115**(2-3): 178~184

7 Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(11): 1330~1334

8 Huang Guiping. Study on the Key Technologies of Digital Close Range Industrial Photogrammetry and Applications [D]. Tianjin: Tianjin University, 2005

黄桂平. 数字近景工业摄影测量关键技术研究与应用 [D]. 天津: 天津大学, 2005

9 B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley *et al.*. Bundle adjustment- a modern synthesis [C]. *Proceedings of the International Workshop on Vision Algorithms: Theory and Practice*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1999, 298~372

10 Liu Xiaoli, Peng Xiang, Yin Yongkai *et al.*. A method for global registration of range data combined with markers [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(4): 1010~1014

刘晓利, 彭翔, 殷永凯等. 借助标志点的深度数据全局匹配方法 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(4): 1010~1014

11 D. W. Phillion. General methods for generating phase-shifting interferometry algorithms [J]. *Appl. Opt.*, 1997, **36**(31): 8098~8115

12 Luo Zhiyong, Chen Zhaohui, Gu Yingzi *et al.*. Five-bucket phase-shifting algorithm based on numerical simulation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(11): 1687~1690

罗志勇, 陈朝晖, 顾英姿等. 基于数值模拟的高准确度五步相移算法研究 [J]. *光学学报*, 2006, **26**(11): 1687~1690

13 Peng Xiang, Wei Linbin, Qiu Wenjie *et al.*. Phase reconstruction based on generalized fringe pattern sequence encoding [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(8): 1156~1161

彭翔, 韦林彬, 邱文杰等. 广义条纹图序列编码的相位重建 [J]. *光学学报*, 2006, **26**(8): 1156~1161

14 P. J. Besl, N. D. McKay. A method for registration of 3D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239~256

15 S. J. Ahn, W. Rauh. Circular coded landmark for optical 3D-measurement and robot vision [C]. *Proceedings of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1999, 1128~1133