

基于相位辅助的三维数字成像与测量

彭翔^{1,2} 殷永凯² 刘晓利¹ 李阿蒙¹

(¹深圳大学光电工程学院光电子器件与系统教育部/广东省重点实验室, 广东 深圳 518060)
(²天津大学精密仪器与光电子工程学院精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072)

摘要 综述了基于相位辅助的三维数字成像与测量的核心技术。以相机模型为基础,建立了三维数字成像系统模型和三维测量网模型,并介绍了相关的标定技术。在主动立体视觉的理论框架下,综述了相位提取、相位展开、对应点搜索等单视点深度像重建的关键技术。介绍了深度数据后处理技术,其中包括多视点深度像的匹配、融合和简化的代表性算法。同时,对系统标定、深度像重建、深度数据后处理等各个环节对整体测量精度的影响分别进行了论证。

关键词 三维视觉;相位测量;系统标定;深度成像;匹配;融合

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201131.0900120

Phase-Aided Three-Dimensional Imaging and Metrology

Peng Xiang^{1,2} Yin Yongkai² Liu Xiaoli¹ Li Ameng¹

¹Key Laboratory of Optoelectronic Devices and Systems, Education Ministry of China and Guangdong Province, College of Optoelectronics Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China

²State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, College of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract This paper surveys a cutting-edge technology based on phase-aided three dimensional imaging and metrology (PA3DM). The imaging modality and the calibration of the PA3DM and an optical measurement network based on multiple PA3DM node sensors are formulated, which are closely related to the camera model. The phase extraction and phase unwrapping as well as the homologous point-pair searching for range image reconstruction are discussed under a framework of active stereo imaging. Typical post-processing techniques, including range image registration, integration, and simplification are also discussed in detail. Meanwhile the error sources impacting on the accuracy of PA3DM-based imaging and metrology system are also analyzed from point of view of each crucial step such as system calibration, range image reconstruction and post-processing.

Key words three-dimensional vision; phase measurement; system calibration; range imaging; registration; integration

OCIS codes 120.2650; 150.1488; 100.6890

1 引言

光学三维数字化技术以其非接触、高精度、易于实现等优点,在工业生产、文化艺术、医学成像、游戏开发、影视制作、虚拟现实等诸多领域得到了广泛的应用^[1,2]。随着光电子固体器件和计算机技术的发展,各种基于光学的三维数字成像与测量技术在近年来得到了快速发展,这些技术的精度、速度、可靠

性和易用性不断提高^[3~6]。在三维成像技术中比较重要的一类是双目立体视觉。然而,传统立体视觉往往在测量的意义上难以保证精度,主要原因是精确建立双目对应关系在很多实际应用中是个难题^[7],导致在很多情况下无法重建致密表面,大大限制了双目立体视觉技术在工业上的应用。而基于结构光的主动视觉方法能够有效克服被动立体视觉存

收稿日期: 2011-07-18; 收到修改稿日期: 2011-07-28

基金项目: 国家自然科学基金(69875013,60275012,60775021)资助课题。

作者简介: 彭翔(1955—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事三维数字成像与造型、光学测试技术和光学信息安全等方面的研究。E-mail: xpeng@szu.edu.cn

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网(www.opticsjournal.net)

在的上述问题,它通过向待测物体表面投射特定的结构光图案,人为地为物体表面图像中的每个像素提供唯一性特征,从而能够对绝大多数漫反射表面精确地建立双目对应关系^[8]。

使用条纹结构光的基于相位辅助的主动视觉是应用最为广泛的一类技术^[9,10]。条纹结构光编码通常利用结构光照明装置向物体表面投射一组正弦条纹图,并通过条纹自动分析技术处理相机采集到的变形条纹图来求解物体表面的绝对相位分布,以绝对相位作为唯一性特征实现双目对应匹配。以绝对相位作为特征编码具有如下优点:两个正交方向的绝对相位可以对整个视场实现全局唯一性编码;相位信息不受颜色和光照的影响,具有很好的稳健性;相位信息是连续的,具有较高的分辨率。因此,基于相位辅助主动双目立体视觉的三维成像技术,具有测量精度高、测量密度大、测量速度快等优点,尤其适合于形状和拓扑结构复杂的三维物体高精度成像和测量,逐渐成为工程领域最重要的三维成像与三坐标测量技术之一。基于相位辅助的三维数字成像和测量系统有两种常见配置:“相机-投影仪(单目)”结构^[11]和“相机-投影仪-相机(双目)”结构^[9]。本质上,这两种配置的系统的工作原理很相似:首先将经过相移和变频的正弦条纹图序列投射到待测物体表面,根据相移算法和相位展开算法计算物体表面的绝对相位分布,以绝对相位作为匹配特征确立同名点对,最后通过双目立体视觉重建算法计算待测物体表面的三维坐标。在“相机-投影仪”结构中,投影被视为成像的逆过程,因此投影单元可看作一个逆向成像单元,并因此可以用相机模型来描述,投影仪和相机共同组成了“双目”立体视觉系统。而在“相机-投影仪-相机”结构中,投影仪仅作为结构光照明装置,用于提供绝对相位特征以确立同名点对,而两个相机组成双目立体视觉系统。由于后者的稳定性和精度较前者高,因此在工业界得到了更广泛的应用^[12,13]。本文仅讨论双目式三维成像系统。

由于三维成像系统的视场范围的限制以及被测物体的自身遮挡,三维数字成像测量系统在单次测量中往往只能获得物体表面的部分深度数据(也称为2.5维数据)。为了获得三维物体表面的完整三维数据,可以采取两种策略:1)采用多节点三维成像传感器组成三维测量网络,实现多视点和大规模的测量;2)通过改变三维成像传感器和被测物体的相对位置,实现多视点测量。不论上述哪种策略,都只是获得一组多视点深度像的数据集合。最终要得到

被测物体的完整三维数据点云,还需要借助于数据后处理技术^[14,15]。数据后处理技术主要包括多视点深度数据的匹配、融合、几何表达以及模型简化^[16]。一般而言,每幅深度像都处于其拍摄视点所对应的局部坐标系下,视点的变化导致了各局部坐标系的不同。因此,必须通过匹配技术将所有视点的深度图像统一到同一坐标系下,以保证各深度像的相对位置符合真实的物理场景。为了保证深度数据的完整性,在采集深度像时需要使不同深度像之间互有部分重叠,从而产生冗余信息。深度图像的数据融合的目的就是要去除冗余数据,生成物体的完整三维图像和几何模型,它涉及巨大的数据量。为此,通常有必要对模型进行简化,在可容忍的误差范围内减小数据量。

本文针对自主研发的基于相位辅助的三维数字成像与测量系统综述所涉及的关键技术,其中包括三维成像系统的建模和系统标定、单视点深度像重建以及多视点深度像的后处理。从三维测量的角度,还在每一部分中分别进行了精度分析,讨论该环节对整体系统精度的影响。

2 三维成像系统的建模

2.1 相机模型

相机是三维成像系统的最基本的功能单元,因此三维成像系统的建模首先从相机模型开始。

2.1.1 针孔相机模型

忽略成像系统的衍射效应,并假设普通的(非广角)相机镜头严格满足傍轴条件,则相机镜头可视为理想成像系统。进而,将相机镜头等效为薄透镜,并令该薄透镜的孔径趋于零,则相机的成像过程等同于小孔成像,从而得到针孔相机模型,也称为线性相机模型^[17],如图1所示。

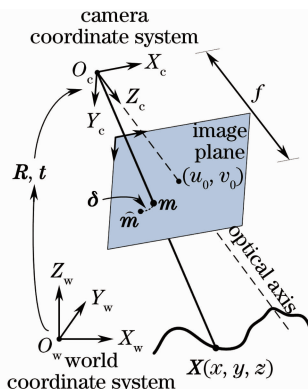


图1 相机模型

Fig. 1 Camera model

在针孔相机模型下,三维空间的物点 $\mathbf{X} = (x, y, z)^T$ 和像面上的理想像点 $\mathbf{m} = (u, v)^T$ 可用透视投影变换来表示

$$s\tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{K}[\mathbf{R} | \mathbf{t}]\tilde{\mathbf{X}}, \quad (1)$$

式中 $\tilde{\cdot}$ 表示齐次坐标, $\mathbf{K} = \begin{bmatrix} f_u & \gamma & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 描述了相

机的内部结构,称为相机的内参矩阵,其中的参数称为相机的内参数, \mathbf{R} 、 \mathbf{t} 分别为旋转矩阵和平移向量,描述了相机在世界坐标系中的位置和方向,称为相机的外参数。

2.1.2 非线性相机模型

真实的光学镜头必然不可能完全等同于理想成像系统,因此实际相机对物体所成的像和根据针孔相机模型计算得到的理想像之间必然存在偏差,称之为相机镜头畸变,如图 2 所示。为了更准确地描述实际相机的成像过程,必须对镜头畸变进行建模。立体视觉中使用的相机模型,包括镜头畸变模型,已有很长的历史,其源头可以追溯到摄影测量学。迄今为止,虽然时有新的镜头畸变模型被提出^[18],但经典的 Brown-Conrady 模型^[19,20] 仍然是应用最广泛的镜头畸变模型,Brown-Conrady 模型下的畸变可表示为

$$\boldsymbol{\delta}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{\delta}_R(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}_R) + \boldsymbol{\delta}_D(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}_D) + \boldsymbol{\delta}_T(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}_T), \quad (2)$$

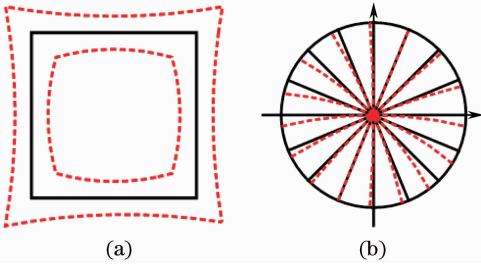


图 2 镜头畸变。(a) 径向畸变;(b) 切向畸变
Fig. 2 Lens distortions. (a) Radial distortion;
(b) tangential distortion

式中 $\boldsymbol{\theta}$ 称为畸变系数,不同的像点 \mathbf{m} 具有不同的畸变量。由(2)式可知,镜头畸变通常包括三类不同的畸变:径向畸变 $\boldsymbol{\delta}_R(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}_R)$ 、离心畸变 $\boldsymbol{\delta}_D(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}_D)$ 、薄棱镜畸变 $\boldsymbol{\delta}_T(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}_T)$ 。

考虑镜头畸变,实际像点 $\hat{\mathbf{m}}$ 可表示为

$$\hat{\mathbf{m}} = \mathbf{m} + \boldsymbol{\delta}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}). \quad (3)$$

针孔相机模型[(1)式]和镜头畸变模型[(2),(3)式]联合构成非线性相机模型,能够较真实地描述实际相机的成像过程。若能通过特定的方法和步骤计算

模型中的各参数(\mathbf{K} 、 \mathbf{R} 、 \mathbf{t} 、 $\boldsymbol{\theta}$),即可建立像点与物点的几何关系,该过程称为相机标定。

2.1.3 畸变去除

由于镜头畸变的存在,相机采集到的实际像点 $\hat{\mathbf{m}}$ 与针孔相机模型下的理想像点 \mathbf{m} 之间必然存在偏差。而计算机视觉中的很多理论,如双目立体视觉重建、极线约束等,都建立在针孔相机模型之下,因此需要对实际像点进行畸变去除以获得理想像点。理论上,去除畸变可以通过逆向的畸变模型 $\mathbf{m} = f_d(\hat{\mathbf{m}})$ 来实现,但由于畸变模型(3)式是一个复杂的非线性函数,因此无法求得 $f_d(\cdot)$ 的解析表达式。考虑到畸变量 $\boldsymbol{\delta}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta})$ 趋近于 0,则有 $\boldsymbol{\delta}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}) \approx \boldsymbol{\delta}(\hat{\mathbf{m}}; \boldsymbol{\theta})$, $f_d(\cdot)$ 可以用递归的方式进行逼近^[21]:

$$\begin{aligned} \mathbf{m} &\approx \hat{\mathbf{m}} - \boldsymbol{\delta}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}) \approx \hat{\mathbf{m}} - \boldsymbol{\delta}[\hat{\mathbf{m}} - \boldsymbol{\delta}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}); \boldsymbol{\theta}] \approx \\ &\hat{\mathbf{m}} - \boldsymbol{\delta}[\hat{\mathbf{m}} - \boldsymbol{\delta}[\hat{\mathbf{m}} - \boldsymbol{\delta}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\theta}); \boldsymbol{\theta}]; \boldsymbol{\theta}] \approx \dots, \end{aligned} \quad (4)$$

通过控制迭代次数,即可实现精度可控的畸变去除。

对相机进行标定后,即可方便地利用(4)式计算理想像点。因此,除非特别提及,下文中涉及图像坐标的地方均基于理想像点坐标 \mathbf{m} 进行阐述。

2.2 系统模型

2.2.1 三维成像传感器系统模型

由左右两个相机可构成基于立体视觉的三维成像系统^[22],如图 3 所示。用两个相机同时观察世界坐标系中的三维点 \mathbf{X}_w ,可以分别得到其像点 \mathbf{m}_l 、 \mathbf{m}_r ,则 \mathbf{X}_w 即为两直线 $\overline{O_l \mathbf{m}_l}$ 和 $\overline{O_r \mathbf{m}_r}$ (O 为相机的光心)的交点。借助(1)式,上述立体视觉的三维重建过程可表示为

$$\begin{cases} s_l \tilde{\mathbf{m}}_l = \mathbf{K}_l[\mathbf{R}_l | \mathbf{t}_l]\tilde{\mathbf{X}}_w \\ s_r \tilde{\mathbf{m}}_r = \mathbf{K}_r[\mathbf{R}_r | \mathbf{t}_r]\tilde{\mathbf{X}}_w \end{cases} \quad (5)$$

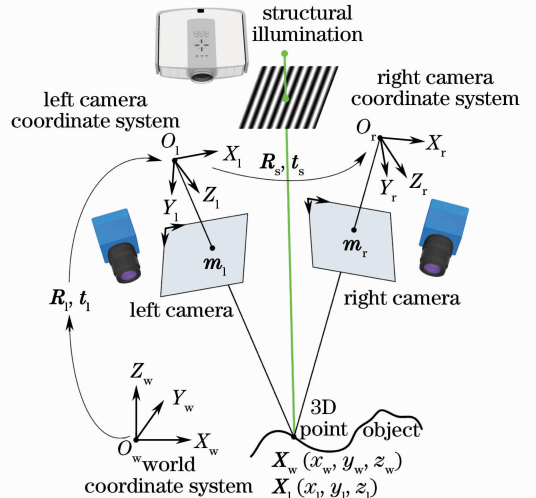


图 3 三维成像传感器系统模型

Fig. 3 Sensor system model for 3D imaging

实际使用立体视觉系统对目标物体进行三维重建时,若将世界坐标系设立在物体上,由于系统与物体的相对位置经常发生改变,从而无法得到固定的外参 $[\mathbf{R}_l | \mathbf{t}_l]$ 和 $[\mathbf{R}_r | \mathbf{t}_r]$ 。为此,将左相机坐标系设定为世界坐标系,则有

$$\mathbf{X}_l = \mathbf{R}_l \mathbf{X}_w + \mathbf{t}_l. \quad (6)$$

将(6)式代入(5)式,同时考虑镜头畸变,可得左相机坐标系下的三维重建公式

$$\begin{cases} \mathbf{m}_l = \widehat{\mathbf{m}}_l - \delta(\mathbf{m}_l; \theta_l) \\ \mathbf{m}_r = \widehat{\mathbf{m}}_r - \delta(\mathbf{m}_r; \theta_r) \\ s_l \widetilde{\mathbf{m}}_l = \mathbf{K}_l [\mathbf{I} | \mathbf{0}] \widetilde{\mathbf{X}}_l \\ s_r \widetilde{\mathbf{m}}_r = \mathbf{K}_r [\mathbf{R}_s | \mathbf{t}_s] \widetilde{\mathbf{X}}_l \end{cases}, \quad (7)$$

式中 \mathbf{I} 为单位矩阵, $[\mathbf{R}_s | \mathbf{t}_s]$ 称为系统的结构参数,仅取决于左右相机的相对位置关系。一旦系统的机械结构确定,结构参数即为固定值并与系统的绝对位置无关,且有

$$\begin{cases} \mathbf{R}_s = \mathbf{R}_r \mathbf{R}_l^{-1} \\ \mathbf{t}_s = \mathbf{t}_r - \mathbf{R}_r \mathbf{R}_l^{-1} \mathbf{t}_l \end{cases}. \quad (8)$$

需要特别指出的是,上述系统模型并未对光线 $\overline{O_l \mathbf{m}_l}$ 和 $\overline{O_r \mathbf{m}_r}$ 的方向做任何限定,这就意味着物体表面必须是漫反射表面,至少是部分漫反射表面。而对于镜面反射和透射的物体表面,需要进行特别处理^[6]。

2.2.2 三维测量网模型

单个三维成像传感器可以满足大多数三维成像和测量的需求,即使对于较大或较复杂的物体,也可以通过多次变换视点的拍摄来获得覆盖完整物体的三维信息。然而,在一些工业应用(如大尺度薄壁工件的三维检测等)中,单个三维成像传感器往往难以满足测量自动化和实时性的要求。此时,可以考虑多节点三维成像传感器协同工作,组成三维测量网络^[23],如图4所示。对于第 i 个节点传感器,将其左相机坐标系定为传感器坐标系,则仍然可以根据(7)式重建该传感器坐标系下的三维点 \mathbf{X}_i 。为了实现测量网中各节点传感器的协同工作,还需要进一步将各传感器坐标系下的三维点归一到世界坐标系下。对于有 N 个节点的测量网络,坐标系的归一化变换可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{w1} = \mathbf{R}_1 \mathbf{X}_1 + \mathbf{t}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{wi} = \mathbf{R}_i \mathbf{X}_i + \mathbf{t}_i \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{wN} = \mathbf{R}_N \mathbf{X}_N + \mathbf{t}_N \end{cases}, \quad (9)$$

式中 $\mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i$ 表示第 i 个节点传感器的外参, $i=1, \dots, N$ 。

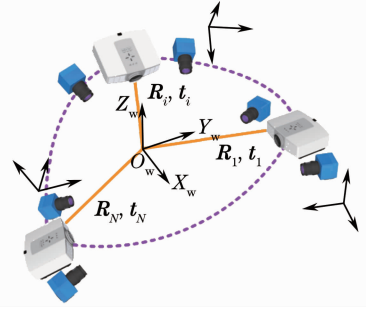


图4 三维测量网

Fig. 4 Three-dimensional measurement network

2.3 系统标定

在利用立体视觉系统对目标物体进行三维重建之前,必须预先通过特定的方法和步骤计算(7)式中的各项参数,该过程称为系统标定。而由(8)式可见,系统结构参数取决于左右相机的外参,因此相机标定是三维成像系统标定的基础。由(9)式可知,测量网的标定同样依赖于相机标定。

2.3.1 相机标定

根据所用标靶的维度,相机标定可以大致分为4类^[24]:基于三维标靶的标定^[25],基于二维标靶的标定^[26],基于一维标靶的标定和基于零维标靶的标定(自标定)。另外,还有一类基于投影不变性来单纯标定相机镜头畸变的方法^[27~29]。其中,使用基于三维、二维、一维标靶的方法进行标定时,需要已知标靶上标志点的位置信息,因此上述方法被统称为度量标定方法。自标定的方法和绝大多数单纯标定镜头畸变的方法理论上不需要任何已知的度量关系,因此称为非度量标定。由于非度量标定数值稳定性较差且无法追溯精度,因此多用于精度要求不高的视觉领域,而测量领域一般采用度量标定的方法。

相机的度量标定通常可以分为两步。

1) 参数初值获取:不考虑镜头畸变,基于线性相机模型求解相机的内外参,为提高精度和稳定性,可以对内外参进行最小二乘优化,从而获得相机内外参的初值。对于普通的非广角镜头,由于畸变较小,可以将畸变系数的初值直接设为0;对于广角或鱼镜头,往往具有较大的径向畸变,可以通过单独标定镜头畸变获得畸变系数的初值。

2) 非线性优化:基于非线性相机模型建立优化目标函数,通过最小化目标函数实现相机参数的最优估计。基于最大似然判据的参数优化通过使真实

像点与模型预测像点之间的距离最小化来实现,即

$$\min_{\mathbf{K}, \mathbf{R}, t, \theta} \sum \|\hat{\mathbf{m}} - \widehat{\mathbf{m}}(\mathbf{K}, \mathbf{R}, t, \theta; \mathbf{X})\|, \quad (10)$$

式中 $\hat{\mathbf{m}}$ 表示像点的真实坐标, $\widehat{\mathbf{m}}$ 表示利用非线性相机模型对物点 \mathbf{X} 做重投影得到的预测坐标。该非线性优化可以用 Levenberg-Marquardt 算法进行求解。

通过以上两步,即可获得实际中包含噪声数据的相机模型的最大似然估计。

2.3.2 三维成像传感器的标定

当对三维成像传感器的左右相机分别进行标定后,即可由(8)式计算系统的结构参数。若对传感器的标定精度有更高的要求,还可根据三维成像传感

器系统的模型构造与(10)式相似的目标函数,同时对左右相机内参和系统结构参数进行优化,获得整体最优的系统标定结果^[11]。由于高精度三维标靶的加工并非易事,而一维标靶提供的约束较少,稳定性较差,实际中兼顾标靶制作的难度和系统标定的精度,多采用二维(平面)标靶进行系统标定^[26,30]。图5为基于平面标靶进行系统标定的示意图,在进行标定时,将平面标靶摆放多个非共面的位置和姿态,左右相机同时采集标靶图像以分别进行相机标定并计算结构参数,最后对所有系统参数进行整体优化以获得最优的系统标定结果。

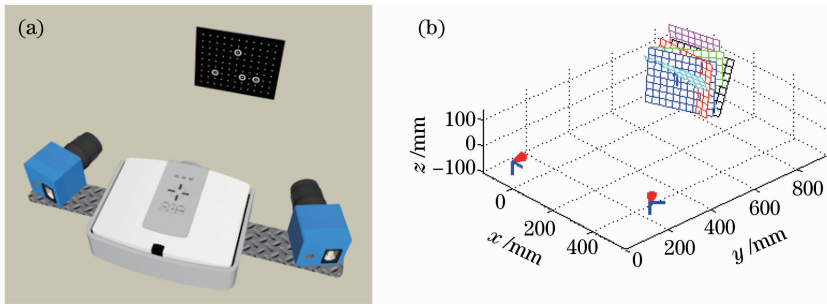


图5 基于平面标靶的三维成像传感器系统标定。(a)标定场景;(b)标定结果

Fig. 5 Sensor system calibration using planar target. (a) Scenario of calibration; (b) calibration result

2.3.3 多节点三维传感器测量网的标定

对三维测量网中的所有相机进行标定后,可以由每个节点传感器左右相机的外参来直接计算结构参数。因为将每个节点传感器的左相机坐标系为传感器坐标系,(9)式中节点传感器的外参恰好为其左相机外参。由此可见,测量网标定的核心在于多相机标定。由于测量网中的相机通常分散于整个测量体积周围,其成像方向各不相同,因此平面标靶不再适用于测量网标定,三维(立体)标靶成为更合适的选择。当测量网的工作空间较大(例如 1 m^3 甚至

更大)时,如何制作高精度的大尺度标靶成为一个难题。一个可行的方案是直接构造一个自适应标靶^[31]:首先在某一带测工件表面均匀粘贴编码标志点以形成一个契合系统测量体积的标靶,然后利用近景摄影测量技术^[32,33]对编码标志点的三维坐标进行精确重构,从而得到一个尺度合适的高精度立体标靶。图6为构造自适应标靶的示意图,其中图6(a)为利用近景摄影测量技术重构标志点的工作场景,图6(b)为标靶重建的结果,小四棱锥表示相机的位置和姿态,中央的蓝色点云为重构的标靶标志点。

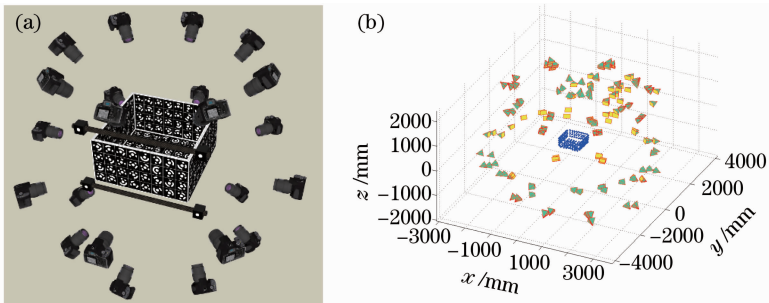


图6 近景摄影测量构造自适应标靶。(a)标靶重建的工作场景;(b)标靶的重建结果

Fig. 6 Construction of adaptive calibration target with close-range photogrammetry. (a) Scenario of target reconstruction; (b) result of target reconstruction

2.4 标定精度分析

标定精度是影响整体系统测量精度最重要的因素之一。由标定的优化目标函数(10)式可知,影响标定精度的几个因素分别为标靶精度(影响 \mathbf{X})、标志点的图像定位精度(影响 $\hat{\mathbf{m}}$)和模型精度(影响 $\hat{\mathbf{m}}$)。其中,标靶精度主要是指标靶上标志点坐标的标称值的误差大小。而不论是使用近景摄影测量重建三维标靶,还是用万能工具显微镜检测二维标靶,所获得的标志点坐标均具有较高的精度。例如,近景摄影测量的相对测量精度(测量不确定度/测量视场尺度)通常可达 1:100000 甚至更高^[34]。因此,对于经过仔细检定的标靶,可以认为标志点坐标的标称值是准确的,对标定精度的影响可以忽略。标志点的图像定位精度取决于处理图像时采用的标志点定位算法。对于圆形标志点,比较好的圆心定位算法的精度可达 0.02 pixel^[35]。模型精度主要取决于所采用的镜头畸变模型,加入标定优化的畸变类型

和畸变系数越多,模型的精度越高。但过多的畸变系数对模型精度的提高帮助不大,并会影响标定优化时的数值稳定性,因此在实际标定时一般考虑 2~3 阶径向畸变和 2 阶离心畸变,较少考虑薄棱镜畸变。评价标定精度的常用参数是标定残差,也称为重投影误差,定义为所有标志点的 $(\hat{\mathbf{m}} - \hat{\mathbf{m}})$ 值的标准差。一般相机标定的残差小于 0.1 pixel^[36]。

3 单视点深度像

三维成像视觉中,同一物点在不同相机中所成的像点互为同名点,也称为对应点。例如,图 3 中对应于同一物点 \mathbf{X}_w 的两个像点 $\mathbf{m}_l, \mathbf{m}_r$ 即为一组同名点。基于相位辅助主动立体视觉的三维成像技术利用绝对相位作为唯一性特征进行同名点匹配,根据(7)式对视场内的所有同名点对进行三维重建,得到单视点深度像。单视点深度像重建的流程如图 7 所示。

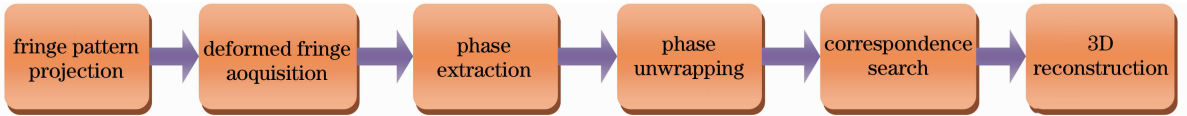


图 7 基于条纹结构光的单视点深度像重建

Fig. 7 Reconstruction of single-view range image with fringe structural illumination

3.1 相位重建

将正弦条纹结构光投射到物体表面后,相机采集到的受到物体表面高度调制的变形条纹图在 \mathbf{m} 处的光强分布可表示为

$$I(\mathbf{m}) = a(\mathbf{m}) + b(\mathbf{m}) \cdot \cos[\varphi(\mathbf{m})], \quad (11)$$

式中 $I(\mathbf{m})$ 为物体表面的光强分布, $a(\mathbf{m})$ 为背景光强分布, $b(\mathbf{m})$ 为条纹的对比度, $\varphi(\mathbf{m})$ 为物体表面的绝对相位。条纹结构光编码需要以绝对相位作为特征实现双目匹配,根据光强分布(相机采集到的条纹图)求解绝对相位的技术称为相位重建,包括相位提取和相位展开。

3.1.1 相位提取

诸多相位提取算法中,相移算法^[37,38]和傅里叶变换算法^[39]是两种典型算法^[40]。比较而言,相移算法具有计算简便、相位提取精度高等优点,尤其适合于精密测量。 N 步相移算法需要投射 N 幅具有相同频率不同相移量的正弦条纹图,每幅条纹图的相移量依次增加 $2\pi/N$,则相机采集到的 N 幅变形条纹图可表示为

$$I_n(\mathbf{m}) = a(\mathbf{m}) + b(\mathbf{m}) \cdot \cos[\varphi(\mathbf{m}) + 2n\pi/N], \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (12)$$

由于(12)式中有 3 个未知数(a, b, φ),要保证方程组

有唯一解,要求 $N \geq 3$ 。

考虑三角函数的周期性,令 $\varphi(\mathbf{m}) = 2k\pi + \varphi'(\mathbf{m})$,其中 k 为整数,称为相位级次, $\varphi'(\mathbf{m}) \in [0, 2\pi)$ 称为折叠相位。由(12)式可得相位的正切值为

$$\tan[\varphi'(\mathbf{m})] = \tan[\varphi(\mathbf{m})] = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} I_n(\mathbf{m}) \sin(2n\pi/N)}{\sum_{n=0}^{N-1} I_n(\mathbf{m}) \cos(2n\pi/N)}, \quad (13)$$

结合象限判断求反正切,即可求得物体表面的折叠相位。

通过相移算法进行相位提取时,误差主要源于结构光的高次谐波、探测器的非线性响应以及相移机构的相移误差^[41]。当 $N > 3$ 时,(13)式给出的是方程组的最小二乘解,对高次谐波和非线性响应带来的误差均具有较好的抑制效果。而且当结构光照明装置采用数字设备(如 DLP 投影仪)时,可以通过计算机控制条纹进行像素级的相移,因此可以不考虑相移误差对相位提取带来的影响。因此,相移算法可以实现比较高的相位提取精度。

3.1.2 相位展开

根据相移算法的求解公式(13)式可知,由于反

正切函数的周期性,通过相移算法得到的相位会在取值为 $2k\pi$ 时产生跳变,相位取值范围在 $0 \sim 2\pi$ 。因此,利用相移算法只能得到物体的折叠相位 φ' 。为了得到某点的绝对相位 φ ,必须确定该点的相位级次 k ,然后对物体的折叠相位进行复原以得到物体的绝对相位,此过程称为相位展开。为获得最佳的相位展开结果,目前已经发展了多种相位展开算法,主要分为基于单幅相位图的相位展开和基于多幅相位图的相位展开两类^[42]。基于单幅相位图的相位展开算法能够使用较少的图像信息进行相位展开,但当物体表面存在不连续性(突然的凸起或凹陷、视场中存在若干独立的物体等)时,往往无法确定具体的相位级次或者无法寻找到正确的展开路径,从而得到错误的相位展开结果。为此,各种采用多幅相位图的相位展开算法被相继提出,其中稳健性较好并在实践中得到广泛应用的算法主要有两种:时间相位展开算法和格雷码相位展开算法。

经典时间相位展开算法基于线性条纹序列^[43],后来扩展为正指数条纹序列、负指数条纹序列等。之后,经典的时间相位展开算法被推广至任意不规

则条纹序列,称为基于广义条纹序列的时间相位展开算法^[44]。引入下标参量 t 表示时间尺度,同时在数值上表示视场内无量纲的条纹总数,则该算法的基本思想是考虑利用绝对相位与条纹频率的线性关系 $\omega = \varphi_{t_1}/t_1 = \varphi_{t_2}/t_2$,即 $\varphi_{t_2} = k \cdot \varphi_{t_1}$, $k = t_2/t_1$,由此可以用 $k \cdot \varphi_{t_1}$ 对条纹数为 t_2 的折叠相位进行展开:

$$\varphi_{t_2} = \varphi'_{t_2} - 2\pi \cdot \text{NINT} \left[\frac{\varphi'_{t_2} - k \cdot \varphi_{t_1}}{2\pi} \right], \quad k = t_2/t_1 \quad (14)$$

式中 NINT 表示四舍五入取整(临近取整)操作。该算法具有较高的噪声免疫力和较低的时间复杂度,还能够根据实际情况决定需要投影的条纹频率,具有很好的实用性。图 8 为一组相位重建的结果,其中图 8(a)为向物体表面投射与 v 轴平行的正弦条纹图后采集到的变形条纹图,图 8(b)为由相移算法计算得到的折叠相位图,图 8(c)为由广义时间相位展开算法计算得到的绝对相位图。由图 8(c)可见,与 v 轴平行的正弦条纹产生的绝对相位沿 u 轴方向是单调的,提供了 u 轴方向的唯一性约束。

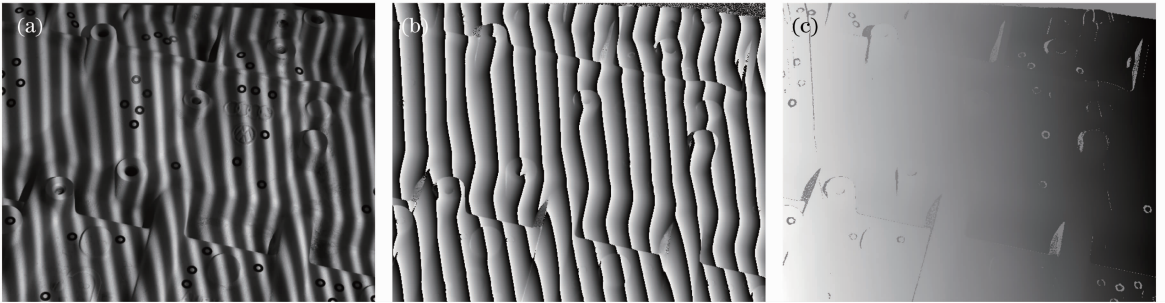


图 8 相位重建结果。(a)变形条纹图;(b)折叠相位图;(c)绝对相位图

Fig. 8 Phase reconstruction. (a) Deformed fringe image; (b) wrapping phase image; (c) absolute phase image

格雷码是一种常用的二元光栅编码方法^[45]。控制格雷码的最低位的宽度,使其与折叠相位的周期相同,则可由每个像素对应的格雷码的码值确定该点的相位级次,实现相位展开。格雷码是一种黑白二值编码,因此在进行解码时首先要对格雷码图像进行二值化。由于被测物体表面不均匀反射率、背景光强、噪声、离焦和成像系统点扩展函数的影响,格雷码图像黑白交界处的灰度值分布并非理想的阶跃分布,在二值化时会产生微小的位置偏移,造成黑白交界处总会出现一些误码,导致部分错误的相位展开。为此,可以考虑使用基于互补型格雷码的相位展开方法^[46],通过增加 1 frame 特殊设计的编码图形,产生互补的两种编码结果。利用这两种编码出现误码位置的不同进行互补,较好地解决了

误码问题,同时也使得编码图像二值化过程变得相对简单。

3.2 对应点搜索

相位重建的目的是为了求得物体表面的绝对相位分布,从而为双目对应匹配提供唯一性约束。如前所述,一个方向的正弦条纹其相位只能提供一个独立约束,因此要在二维图像平面上建立唯一性约束,还需要另一个独立约束。基于两个相互独立的约束即可在左右相机之间进行对应点搜索,进而对搜索到的同名点对进行三维重建,获得单视点的深度像。

3.2.1 双方向相位

两个正交方向的正弦条纹提供两个正交方向的绝对相位,可以作为图像平面上的唯一性约束。图 9

为基于双方向相位的双目对应匹配示意图。向物体表面依次投射 u, v 两个正交方向的正弦条纹并由左右相机分别采集后,对于左相机中的像点 m_l ,可根据相位重建算法解得其绝对相位 $[\varphi_l^u(m_l), \varphi_l^v(m_l)]$ 。在右相机的相位空间中遍历搜索 $[\varphi_r^u(m_r), \varphi_r^v(m_r)]$,若存在某像点 m_r ,其绝对相位满足

$$\varphi_r^u(m_r) = \varphi_l^u(m_l), \quad \varphi_r^v(m_r) = \varphi_l^v(m_l), \quad (15)$$

则 m_l 和 m_r 即为一对同名点。全局遍历搜索是极为耗时的运算,因此通常会对相位空间进行分块实现加速搜索。严格地讲,由于数字图像的像点坐标是离散的,因此搜索 m_l 的对应点时,一般不能直接得到满足(15)式的准确对应点 m_r ,而只能在右相机的众多像点中搜索到 4 个相邻的最佳匹配点(这些最佳匹配点的绝对相位最接近 m_l 的绝对相位)。然后需要基于这 4 个最佳匹配点进行双线性插值方可求得 m_l 的同名点 m_r 。

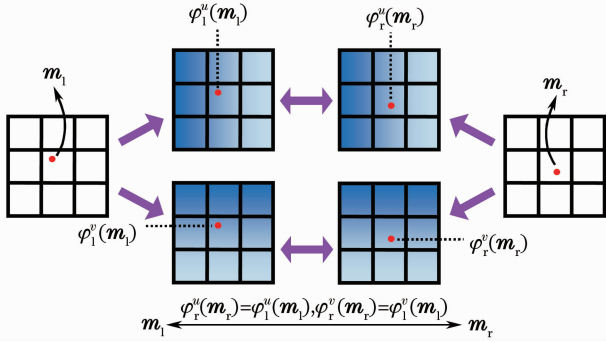


图 9 基于双方向相位的双目对应匹配

Fig. 9 Correspondence match based on dual phases

3.2.2 单方向相位结合极线约束

极线约束可以作为一个独立约束用于双目对应匹配。立体视觉系统中,同名点对 $m_l \leftrightarrow m_r$ 满足极线约束^[22]

$$\tilde{m}_r^T F \tilde{m}_l = 0, \quad (16)$$

式中 $F = K_r^T R_s [t_s]_{\times} K_l^{-1}$ 称为基础矩阵, $[\cdot]_{\times}$ 表示 3×1 向量的反对称矩阵。由(16)式可见, m_l 在右相机中的对应点满足直线方程 $\tilde{x} F \tilde{m}_l = 0$, 该直线称为点 m_l 在右相机中的极线。由于极线方向一般近似平行于 u 轴,结合沿 u 轴方向变化的相位即可实现图像平面的唯一性约束。在进行对应点搜索时,只需沿极线搜索即可,从而极大地降低了对应点搜索的时间复杂度。然而,实际中由于镜头畸变的存在,极线不再是直线,导致沿极线搜索的复杂化。若考虑畸变对极线的影响,简单的沿极线搜索不再适用,可以用绝对相位和极线参数作为唯一性约束,在相位-参数空间中直接进行对应搜索,并建立查找

表,以保证存在镜头畸变的情况下对应搜索的精度和速度^[47]。

3.3 精度分析

基于相位辅助的三维成像根据绝对相位确立同名点,因此解相位的精度决定了同名点对应关系的准确度。多步相移能够有效地抑制非线性效应,提高解相位精度。然而,当相移步数超过 7 时,步数增长对解相位精度的提高影响甚微^[48],反而会造成本法运行时间的进一步延长。实际应用中对解相位的精度和效率进行折衷,常采用 7 步相移进行相位重建,相位重建误差约为 0.01 rad。假设变形条纹图中的平均条纹周期为 30 pixel,则相位重建误差带来的同名点对应关系的不确定度 $\epsilon_H \approx 0.01 / (2\pi) \times 30 \approx 0.05$ pixel。当三维成像系统的基线长度(约等于左右相机的距离)与工作距相差不大,相机镜头的焦距长度适中时,系统的相对测量精度 η 可以根据 $\eta \approx \epsilon_H / L$ 进行估算,其中 L 为相机的横向分辨率,通常使用的百万像素级的相机, $L \approx 1000$ 。考虑标定残差带来的影响, ϵ_H 扩大为 0.1 pixel,因此系统的相对测量精度约为 $0.1 : 1000 = 1 : 10000$ 。

4 深度数据的后处理

单视点深度像通常无法完整地反映物体的完整三维结构,因此需要将多个单视点深度像(多视点深度像)进行匹配和融合才能得到物体的一个完整的三维像和几何模型。如果对模型数据的大小有特殊要求,还需要考虑模型的简化^[49]。

4.1 深度图像匹配

由于三维成像传感器的视场限制以及物体自身的遮挡关系,不可能在一个视点获得物体的全部深度信息,而需要从多个视点对物体进行扫描。要从不同视点的深度像中得到物体表面的完整表达,需要把所有的深度像变换到同一个坐标系内,该过程称为深度像的匹配。深度像匹配的实质就是求解不同视点深度像之间或者深度像与全局坐标系之间的变换关系,该变换属于欧氏空间的刚体变换。迭代最近点(ICP)算法是最重要的深度像匹配算法,目前国内外主流的匹配算法基本上都是基于 ICP 算法的理论框架。此外,在工业应用中,基于标志点的匹配也得到了广泛应用^[50]。

4.1.1 基于 ICP 的匹配

假设待匹配的两幅深度像分别为 P 和 Q , 初始变换矩阵为 T_0 , ICP 算法通过迭代优化来估计精确的变换矩阵 T , 使得深度像 P 经过刚体变换 $T(P,$

T)可以变换到深度像 Q 所在的坐标系内。算法首先将 T 初始化为 T_0 , 然后进行迭代优化: 1) 在 P 中选取采样点 $\{p_i, i=1, \dots, N\}$; 2) 在 Q 中寻找与 $T(p_i, T)$ 相对应的点 q_i ; 3) 删除无效点对; 4) 构造误差测度函数 $E(T)$; 5) 最小化 $E(T)$ 来优化 T 。当误差值的变化小于阈值时, 结束上述迭代循环, 输出最终的变换矩阵。Chen 等^[51,52]的工作是 ICP 匹配中的奠基性工作, 为深度像匹配提供了理论框架。二者的最大不同在于对应点的选取和误差测度函数的定义, Besl 等^[51]基于最近点对的欧式距离构造误差测度函数, 而 Chen 等^[52]基于点到对应切平面的距离构造误差测度函数。这两种方法尽管误差测度的定义不同, 但是算法的迭代模式具有一致性, 而且

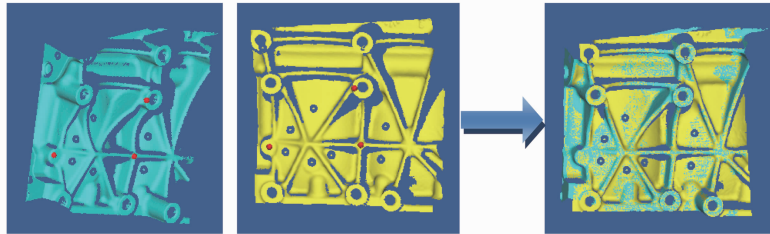


图 10 ICP 匹配结果

Fig. 10 Registration using ICP

4.1.2 基于标志点的匹配

与 ICP 匹配方法相比, 基于标志点的匹配方法计算量小、速度快、便于自动化, 在工业测量中应用广泛。利用标志点进行匹配时, 需要预先在待测物体表面或周围粘贴标志点。进行三维测量时, 在每个视点同时进行深度像重建和标志点三维坐标重建, 从而得到同一坐标系下的深度像和标志点坐标。根据两个不同视点下的对应标志点的三维坐标来估计变换矩阵, 即可实现相应视点下的深度像匹配。对于两两匹配产生的累积误差, 可以借助全局迭代优化的方法使之分散化, 从而可以在一定程度上提高全局匹配的精度^[56]。

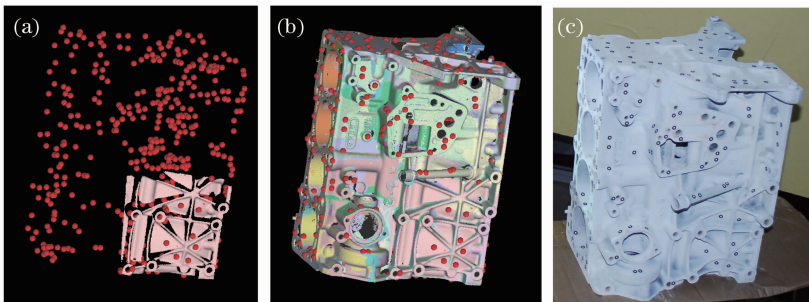


图 11 基于标志点的全局匹配。(a)单幅深度像直接匹配到全局坐标系中;(b)完整的匹配结果;(c)实物图

Fig. 11 Global registration with fiducial marks. (a) Single range image registered into global coordinate system directly;

(b) complete registration of all range images; (c) real object

对于不同类型的深度像, 它们分别具有各自的优点。

ICP 算法中的一个非常重要的问题是变换矩阵初值的选取。初值的选取直接影响到最后的计算结果。如果所给初值不当, 算法可能陷入局部最优, 造成迭代不能正确收敛。获取变换矩阵的初值有多种方法, 但在实际应用中比较稳定可靠的方法有: 1) 基于人工选择的对应点对估计初始变换矩阵; 2) 利用机械仪器(如机械臂、旋转台、经纬仪器、跟踪仪等)获得初始变换矩阵; 3) 借助物体纹理图像的特征以估计初始变换矩阵^[53]; 4) 基于遗传及模拟退火等优化算法的初始变换估计^[54,55]。图 10 为一组基于 ICP 算法的匹配结果, 其中红色圆点为人工选取的对应点。

为了从根本上避免两两匹配带来的累积误差, 当匹配精度要求较高时, 通常采用基于全局控制网络的全局匹配方法^[57]。首先利用近景摄影测量技术精确重建所有标志点的三维坐标, 并将其置于全局坐标系下, 全局坐标系下的所有标志点构成全局控制网络; 然后利用标志点在各视点下的局部坐标估计该视点到全局坐标系的变换矩阵; 最后根据估计得到的变换矩阵将各视点深度像直接变换到全局坐标系下, 完成匹配。全局匹配可以从整体上将匹配误差控制在一个较低的水平上, 尤其适用于大型结构(如汽车、飞机等)的高精度匹配。图 11 给出了对某款汽车发动机缸体的多视点深度图像进行基于

标志点的全局匹配的实例,图 11(a)、(b)中的红点即为通过近景摄影测量技术对图 11(c)中缸体表面的标志点进行精确重建获得的全局控制网络。

4.2 融 合

多视点深度像的融合是三维数据后处理中的另一关键技术。通过匹配可以得到不同视点深度像之间的变换关系,但是将这些深度像变换到同一坐标系后,各深度像之间往往存在着重叠区域,因此必须将它们融合成一个完整的、无冗余的、带有几何和拓扑结构的曲面表达。根据被处理深度像点云的组织形式,可把深度像的融合算法分为两类,即针对非结构化点云的融合方法和针对结构化点云的融合方法^[49]。

在针对非结构化点云的曲面合成技术中,一类是直接对点云进行构造,包括空间 Delaunay 三角化的方法、 α 形曲面的方法、Delaunay 四面体化的方法,以及对这些方法的改进。另外一类方法是把各深度像中的采样点用隐函数的形式表示出来,然后应用不同的提取等值面的方法完成对物体的造型。隐式曲面需要一个绘制算法来提取等值面,提取算法有移动立方体法、移动三角形法和移动四面体方法等。由于非结构化方法无法直接应用深度像中所内涵的一些有用信息,如采样点之间的邻接关系等,

因此这类方法在物体表面比较光滑的区域性能良好,而在表面曲率变化比较大和存在深度值不连续的地方,基于非结构化点云进行深度像几何造型的结果不理想。此外,对于非结构化点云来说,在三维空间确定点与点之间的拓扑关系以及对深度像进行空间三角化都比较困难。

结构化点云是指在进行数据融合之前,事先确定了每个深度像中采样点之间的拓扑关系。这些关系为深度像数据的匹配和融合提供了更加可靠的信息。针对结构化点云的融合方法包括基于 Venn 图标准子集的方法^[58]、多边形网格的拉链法^[59]、基于隐式曲面的体表达合成结构化点云^[60]。其中,Venn 图和拉链法的测度函数定义,以及隐式方法的符号距离函数定义直接影响了其最终融合精度。而且基于隐式方法的数据融合在利用移动立方体(MC)进行绘制时,由于空间采样与物体自身曲率变化方向的不一致,会造成一定的类似等高线纹的网格分布。基于射线投影的多视点深度像的融合方法参考投影射线的绘制手段,结合 AABB 树及 Dixel 等结构完成了深度数据的高精度融合^[61]。图 11(b)中发动机缸体的多视点深度像的融合结果如图 12 所示,融合后的模型包含 1304010 个顶点和 2577100 个三角面片。

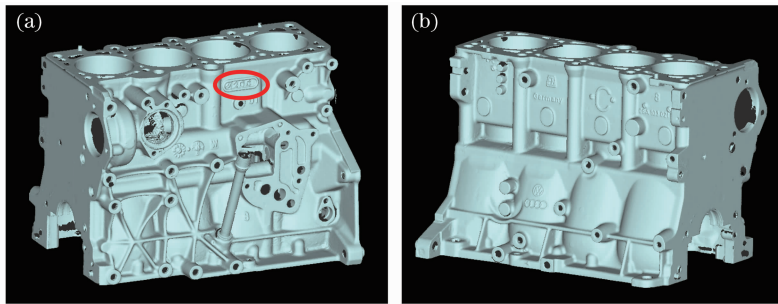


图 12 多视点深度像融合

Fig. 12 Integration of multi-view range images

4.3 简 化

随着三维数字化成像与测量技术的发展,三维数字模型越来越精细、越来越复杂。这些复杂的模型动辄就产生数以百万计的面片,对计算机的存储容量、处理速度、绘制速度、传输效率等都提出了很高的要求。然而在很多情况下,高分辨率的模型并不总是必要的,模型的准确度以及需要处理的时间也要有一个折衷,因此必须用一些相对简单的模型来代替原始模型,这就需要对模型进行简化。模型简化是指在保持原模型几何形状不变的前提下,采用适当的算法减少该模型的面片数、边数和顶点数。

简化对于几何模型的存储、传输、处理,特别是对实时绘制有着重要的意义^[49]。网格模型简化的本质是:在尽可能保持原始模型特征的情况下,最大限度地减少原始模型的多边形和顶点的数目。它通常遵循两个原则^[62]:1) 顶点最少原则,即在给定误差上界的情况下,使得简化模型的顶点数最少;2) 误差最小原则,给定简化模型的顶点个数,使得简化模型与原始模型之间的误差最小。通常,在工业应用中,将误差最小原则作为主要评判依据,即保证在允许误差范围内,适当减少网格数目。在诸多网格简化方法中^[63],基于边折叠的方法,尤其是二次误差测度

(QEM)算法^[64],具有速度快、自适应性强、尖锐特征保持性好^[65]等优点,因此得到了广泛应用。图13是对图12中的模型进行简化的结果,为了清晰地展示简化效果,仅对图12(a)中红色椭圆所示的局部进行了放大显示。图13(a)为简化前的模型;图13

(b)为中度简化的结果,简化后的整体模型包含394950个顶点、773430个三角面片;图13(c)为高度简化的结果,简化后的整体模型包含80897个顶点,154686个三角面片。

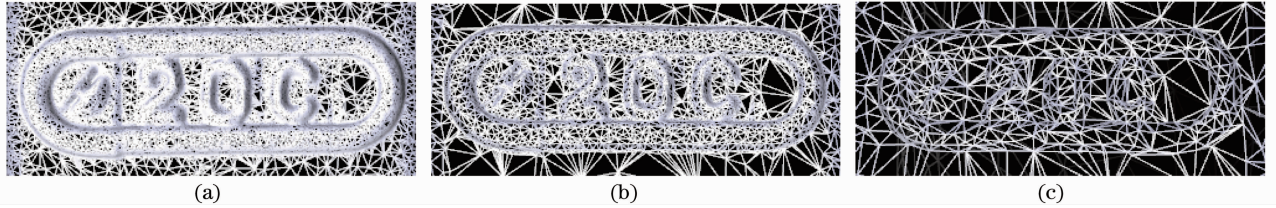


图13 模型简化。(a)初始模型;(b)中度简化;(c)高度简化

Fig. 13 Model simplification. (a) Original model; (b) moderate simplification; (c) extreme simplification

4.4 精度分析

理论上,匹配、融合和简化都会引入误差。例如,多次的两两匹配会引入累积误差,对冗余数据进行融合时会引入平均误差,对模型的简化会引入舍弃误差。因此,在三维数据的后处理中,误差控制始终是一个核心问题。当对数据精度要求较高时,必须从每一个环节严格控制误差。在单视点深度像的精度可以保证的情况下,对匹配结果进行全局优化或者直接进行全局匹配来控制匹配误差,采用误差较小的算法并仔细选择参数进行融合,只对规则表面进行适度的简化,可以使最终模型的相对精度与单视点深度像的相对精度保持在同一水平而不会有太大下降。

5 结论

对基于相位辅助的三维数字成像与测量的关键技术进行了综述和讨论。首先从相机模型入手,引出三维数字成像系统模型和三维测量网模型,并介绍了相关系统的标定技术。然后综述和讨论了单视点深度像重建的关键技术,包括相位提取、相位展开和对应点搜索。最后讨论了深度数据的后处理技术,其中包括多视点深度像的匹配、多视点深度像的融合和简化,分析和讨论了一些代表性的算法。同时,在每一部分都进行了简要的精度分析,讨论该部分对整体精度的影响。给出的实验结果都是在本课题组自主研发的基于相位辅助的三维数字成像与测量系统上获得的,该系统所涉及的核心技术受到8项授权发明专利和2项软件著作权的保护。

致谢 本文部分工作涉及的方法和所有给出的实验结果是作者所在课题组集体智慧的结晶,在此感谢

课题组成员陈海龙、何懂、张承功、刘星明、王猛、关颖健等对本文工作的贡献。

参考文献

- 1 M. Petrov, A. Talapov, T. Robertson *et al.*. Optical 3D digitizers; bringing life to the virtual world[J]. *IEEE Comput. Graph. Appl.*, 1998, **18**(3): 28~37
- 2 G. Sansoni, M. Trebeschi, F. Docchio. State-of-the-art and applications of 3D imaging sensors in industry, cultural heritage, medicine, and criminal investigation[J]. *Sensors*, 2009, **9**(1): 568~601
- 3 F. Chen, G. M. Brown, M. Song. Overview of three-dimensional shape measurement using optical methods[J]. *Opt. Engng.*, 2000, **39**(1): 10~22
- 4 G. Blais. Review of 20 years of range sensor development[J]. *J. Electron. Imaging*, 2004, **13**(1): 231~240
- 5 M. Ribo, M. Brandner. State of the art on vision-based structured light systems for 3D measurements[C]. Proceedings of International Workshop on Robotic Sensors; Robotic and Sensor Environments, 2005. 2~6
- 6 R. Tutsch, M. Petz, M. Fischer. Optical three-dimensional metrology with structured illumination[J]. *Opt. Engng.*, 2011, **50**(10): 101507
- 7 D. Scharstein, R. Szeliski. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. *Int. J. Comput. Vis.*, 2002, **47**(1): 7~42
- 8 J. Salvi, S. Fernandez, T. Pribanic *et al.*. A state of the art in structured light patterns for surface profilometry [J]. *Pattern Recognit.*, 2010, **43**(8): 2666~2680
- 9 C. Reich, R. Ritter, J. Thesing. 3-D shape measurement of complex objects by combining photogrammetry and fringe projection[J]. *Opt. Engng.*, 2000, **39**(1): 224~231
- 10 P. Kuhmstedt, C. Munkelt, M. Heinze *et al.*. 3D shape measurement with phase correlation based fringe projection[C]. *SPIE*, 2007, **6616**: 66160B
- 11 R. Legarda-Saenz, T. Bothe, W. P. Juptner. Accurate procedure for the calibration of a structured light system[J]. *Opt. Engng.*, 2004, **43**(2): 464~471
- 12 Atos-High Resolution, Optical 3D Scanner [E/OL]. <http://www.gom.com/metrology-systems/3d-scanner.html>
- 13 Stereoscan-Maximum Flexibility and Accuracy[E/OL]. <http://www.breuckmann.com/en/bodymetry-life-science/products/stereoscan.html>
- 14 Z Zhang, X. Peng, D. Zhang. Transformation Image into Graphics[M]// David Zhang, Mohamed Kamel, George Baciu. Integrated Image and Graphics Technologies. Norwell: Kluwer

- Academic Publishers, 2004. 111~129
- 15 X. Peng, J. Tian. Three-Dimensional Multi-Resolution Imaging and Modeling[M]// W. T. Arkin. *Nwe Developments in Lasers and Electro-Optics Research*. New York: Nova Science Publishers, 2006. 117~152
 - 16 M. Levoy, K. Pulli, B. Curless *et al.*. The digital Michelangelo project: 3D scanning of large statues[C]. Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 2000. 131~144
 - 17 D. Fleet, A. Hertzmann. Computer Graphics Lecture Notes[R]. Computer Science Department, University of Toronto, 2006
 - 18 J. Wang, F. Shi, J. Zhang *et al.*. A new calibration model of camera lens distortion[J]. *Pattern Recognit.*, 2008, **41**(2): 607~615
 - 19 D. C. Brown. Close-range camera calibration[J]. *Photogramm. Engng.*, 1971, **37**(8): 855~866
 - 20 J. Fryer, D. Brown. Lens distortion for close-range photogrammetry [J]. *Photogramm. Engng. Remote Sens.*, 1986, **52**(1): 51~58
 - 21 J. Heikkila, O. Silven. A four-step camera calibration procedure with implicit image correction [C]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. 1106~1112
 - 22 R. Hartley, A. Zisserman. *Multiple View Geometry in Computer Vision*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003
 - 23 X. Peng, X. Liu, Y. Yin *et al.*. Optical measurement network for large-scale and shell-like objects [J]. *Opt. Lett.*, 2011, **36**(2): 157~159
 - 24 Z. Zhang. Camera Calibration[M]//G. Medioni, S. B. Kang. *Emerging Topics in Computer Vision* Upper Saddle River, Prentice Hall, 2004. 5~43
 - 25 R. Tsai. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. *IEEE J. Robot. Autom.*, 1987, **3**(4): 323~344
 - 26 Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2000, **22**(11): 1330~1334
 - 27 R. Swaminathan, S. K. Nayar. Nonmetric calibration of wide-angle lenses and polycameras[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2000, **22**(10): 1172~1178
 - 28 M. T. Ahmed, A. A. Farag. Differential methods for nonmetric calibration of camera lens distortion[C]. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. II-477~II-482
 - 29 M. Ahmed, A. Farag. Nonmetric calibration of camera lens distortion: differential methods and robust estimation[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2005, **14**(8): 1215~1230
 - 30 J. Y. Bouguet. Camera Calibration Toolbox for Matlab[E/OL]. <http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/index.html>
 - 31 Y. Yin, X. Peng, Y. Guan *et al.*. Calibration target reconstruction for 3-D vision inspection system of large-scale engineering objects[C]. *SPIE*, 2010, **7855**: 78550V
 - 32 A. Fusiello. Uncalibrated euclidean reconstruction: a review[J]. *Image Vis. Comput.*, 2000, **18**(6-7): 555~563
 - 33 B. Triggs, P. F. McLauchlan, R. I. Hartley *et al.*. *Bundle Adjustment: A Modern Synthesis* [M]//B. Triggs. *Vision Algorithms: Theory and Practice* Berlin; Springer, 2000. 298~372
 - 34 T. Luhmann. Close range photogrammetry for industrial applications[J]. *ISPRS-J. Photogramm. Remote Sens.*, 2010, **65**(6): 558~569
 - 35 Yin Yongkai, Liu Xiaoli, Li Ameng *et al.*. Sub-pixel location of circle target and its application[J]. *Infrared Laser Engineering*, 2008, **37**(S1): 47~50
 - 殷永凯, 刘晓利, 李阿蒙等. 圆形标志点的亚像素定位及其应用[J]. *红外与激光工程*, 2008, **37**(S1): 47~50
 - 36 J. Salvi, X. Armangué, J. Batlle. A comparative review of camera calibrating methods with accuracy evaluation[J]. *Pattern Recognit.*, 2002, **35**(7): 1617~1635
 - 37 J. H. Bruning, D. R. Herriott, J. E. Gallagher *et al.*. Digital wavefront measuring interferometer for testing optical surfaces and lenses[J]. *Appl. Opt.*, 1974, **13**(11): 2693~2703
 - 38 V. Srinivasan, H. C. Liu, M. Halioua. Automated phase-measuring profilometry of 3-D diffuse objects[J]. *Appl. Opt.*, 1984, **23**(18): 3105~3108
 - 39 M. Takeda, K. Mutoh. Fourier transform profilometry for the automatic measurement of 3-D object shapes[J]. *Appl. Opt.*, 1983, **22**(24): 3977~3982
 - 40 C. Quan, W. Chen, C. J. Tay. Phase-retrieval techniques in fringe-projection profilometry[J]. *Opt. Lasers Engng.*, 2010, **48**(2): 235~243
 - 41 J. Schwider, R. Burow, K. E. Ellsner *et al.*. Digital wave-front measuring interferometry: some systematic error sources [J]. *Appl. Opt.*, 1983, **22**(21): 3421~3432
 - 42 Wei Linbin. *Multiresolution Range Image Reconstruction and Its Software Implementation*[D]. Tianjin: Tianjin University, 2006
 - 韦林彬. *多分辨率深度图像重建算法与软件实现* [D]. 天津: 天津大学, 2006
 - 43 J. M. Huntley, H. Saldner. Temporal phase-unwrapping algorithm for automated interferogram analysis[J]. *Appl. Opt.*, 1993, **32**(17): 3047~3052
 - 44 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
 - 45 G. Sansoni, M. Carocci, R. Rodella. Three-dimensional vision based on a combination of gray-code and phase-shift light projection: analysis and compensation of the systematic errors [J]. *Appl. Opt.*, 1999, **38**(31): 6565~6573
 - 46 Sun Xuezheng, Su Xianyu, Zou Xiaoping. Phase unwrapping based on complementary structured light binary code[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(10): 1947~1951
 - 孙学真, 苏显渝, 邹小平. 基于互补型光栅编码的相位展开[J]. *光学学报*, 2008, **28**(10): 1947~1951
 - 47 S. Dong, X. Zhao, Y. Yin *et al.*. Sub-pixel matching with consideration of lens distortion[C]. *SPIE*, 2008, **7155**: 71552H
 - 48 T. Hoang, B. Pan, D. Nguyen *et al.*. Generic gamma correction for accuracy enhancement in fringe-projection profilometry[J]. *Opt. Lett.*, 2010, **35**(12): 1992~1994
 - 49 Liu Xiaoli. *Key Techniques in Multiple Range Images Modeling* [D]. Tianjin: Tianjin University, 2007
 - 刘晓利. *多视场深度像造型中的若干关键技术* [D]. 天津: 天津大学, 2007
 - 50 Liu Xiaoli, Peng Xiang, Yin Yongkai *et al.*. Introduction and comparison of range image registration methods[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2010, **47**(12): 50~55
 - 刘晓利, 彭翔, 殷永凯等. 深度图像匹配的两种方法及比较[J]. *激光与光电子学进展*, 2010, **47**(12): 50~55
 - 51 Y. Chen, G. Medioni. Object modeling by registration of multiple range images [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1991. 2724~2729
 - 52 P. J. Besl, H. D. McKay. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1992, **14**(2): 239~256
 - 53 Liu Xiaoli, Peng Xiang, Li Ameng *et al.*. Range images registration combined with texture information[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2007, **19**(3): 340~345

- 刘晓利, 彭翔, 李阿蒙等. 结合纹理信息的深度像匹配[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, **19**(3): 340~345
- 54 Gao Pengdong, Peng Xiang, Li Ameng *et al.*. Range image registration with ICP frame using surface mean inter-space measure[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2007, **19**(6): 719~724
- 高鹏东, 彭翔, 李阿蒙等. ICP框架下基于表面间平均体积测度的深度像配准[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, **19**(6): 719~724
- 55 Gao Pengdong, Peng Xiang, Li Ameng *et al.*. Range image registration using a hybrid genetic algorithm and surface mean inter-space measure[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, **30**(12): 2189~2197
- 高鹏东, 彭翔, 李阿蒙等. 基于混合遗传算法和表面间平均体积度量的深度像匹配[J]. 计算机学报, 2007, **30**(12): 2189~2197
- 56 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
- 57 C. Reich. Photogrammetrical matching of point clouds for 3D measurement of complex objects [C]. *SPIE*, 1998, **3520**: 100~110
- 58 M. Soucy, D. Laurendeau. A general surface approach to the integration of a set of range views[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1995, **17**(4): 344~358
- 59 G. Turk, M. Levoy. Zippered polygon meshes from range images[C]. *Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 1994. 311~318
- 60 B. Curless, M. Levoy. A volumetric method for building complex models from range images[C]. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 1996. 303~312
- 61 Liu Xiaoli, Peng Xiang, Li Ameng *et al.*. Integration of multiple range images based on ray casting [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2007, **19**(10): 1286~1291
- 刘晓利, 彭翔, 李阿蒙等. 基于射线投影的多视场深度像融合[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, **19**(10): 1286~1291
- 62 J. Cohen, A. Varshney, D. Manocha *et al.*. Simplification envelopes[C]. *Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, 1996. 119~128
- 63 M. Garland. Multiresolution modeling: survey & future opportunities[C]. *Proceedings of Eurographics'99, State of the Art Report*, 1999. 111~131
- 64 M. Garland, P. S. Heckbert. Surface simplification using quadric error metrics [C]. *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 1997. 209~216
- 65 Liu Xiaoli, Liu Zeyi, Gao Pengdong *et al.*. Edge collapse simplification based on sharp degree[J]. *Journal of Software*, 2005, **16**(5): 669~675
- 刘晓利, 刘则毅, 高鹏东等. 基于尖特征度的边折叠简化算法[J]. 软件学报, 2005, **16**(5): 669~675