

# 移动视觉测量中基于空间交会的匹配方法

隆昌宇 郝继贵 郭寅\* 林嘉睿

(天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072)

**摘要** 移动视觉测量中大量非编码点粘贴在被测物表面。由于图像点在不同站位图像中形状相似,因此无法提供足够多的信息来对其进行分类识别,匹配不同图像间的非编码点是移动视觉测量中的一项重要任务。大量研究表明,极线匹配方法是实现图像点匹配的有效方法。然而移动视觉测量的相机是未经过标定的,在利用极线匹配方法时,图像畸变会使基本矩阵求解精度较低,从而导致大量误匹配情况出现。为了解决该问题,提出一种基于空间交会的非编码点匹配方法。该方法通过不同图像间编码点的自动匹配,结合平差优化算法初步获取各站位的内外参数。然后利用这些参数将二维图像点重投影成对应的三维空间直线,在空间中利用直线间的交会关系确定图像匹配点。大量实验证明,该方法可以比极线匹配方法寻找更多的匹配点,更适合用于移动视觉测量。

**关键词** 测量;视觉测量;匹配;极线;平差算法;共线方程

中图分类号 TH741 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201434.0815001

## Correspondence Method Based on Spatial Intersection in Portable Visual Metrology

Long Changyu Zhu Jigui Guo Yin Lin Jiarui

(State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract** In portable visual metrology, a large number of un-coding targets are stuck on the surface of the measured object. Since the shapes of the image points are similar in different station images, there is not sufficient information to classify and identify the image points. Therefore, matching of un-coding targets between multiple images is an important task in portable visual metrology. Numerous researches prove that epipolar line matching method is an effective way to do the match. However, the camera is not calibrated before the measurement in portable visual metrology. The solving accuracy of fundamental matrix is low due to image distortion, which results in great amount of mismatches. To solve this problem, an un-coding points matching method based on spatial intersection is proposed. With the automated match of coding targets between multiple images, internal and external parameters of stations are obtained combining with bundle adjustment optimization. Utilizing these parameters, two-dimensional image points are re-projected into corresponding three-dimensional spatial lines and the matching image points can be determined with the intersecting relationship of lines on space. Multiple experiments indicate that this method can find more match points than epipolar line matching method and is more suitable for portable visual metrology.

**Key words** measurement; visual measurement; correspondence; epipolar line; bundle adjustment; collinear equation

**OCIS codes** 150.0155; 150.4232; 110.5200; 150.1135

## 1 引言

移动视觉测量以其测量范围广、精度高、自动化

高的特点,逐渐被广泛应用在大型制造与精密工程中。为了全面覆盖被测物,测量中需要在测量空间

收稿日期: 2014-03-20; 收到修改稿日期: 2014-04-24

基金项目: 国家 863 计划(2012AA041205)、国家自然科学基金(51305297)

作者简介: 隆昌宇(1988—),男,博士研究生,主要从事移动视觉测量方面的研究。E-mail: cylong@tju.edu.cn

导师简介: 郝继贵(1970—),男,博士,教授,主要从事大尺寸精密测量方面的研究。E-mail: jigui@tju.edu.cn

\* 通信联系人。E-mail: yin\_guo@tju.edu.cn

多个站位对被测物进行拍照,因此移动视觉测量要处理多张无标定的测量图像,而不同图像间图像点的匹配是其中不可或缺的关键技术之一<sup>[1]</sup>。

经过多年的研究和实践,极线匹配方法被认为是多图像间图像点匹配的有效方法,而且求解基本矩阵是恢复极几何模型的唯一途径<sup>[2]</sup>。现在主要有两类方法来确定基本矩阵:一种是利用图像中已知对应关系的匹配点(至少7点)建立优化模型来求解基本矩阵;另一种通过获取相机内外参数来求解基本矩阵。第一类方法得到了大量的研究以提高基本矩阵求解精度,主要分为三种方法:线性方法<sup>[3]</sup>、迭代方法<sup>[4]</sup>和鲁棒方法<sup>[5]</sup>。由于测量过程中相机都是未经过标定的,图像点坐标会存在畸变误差。另外提取图像点也会存在定位提取误差,这些因素导致基本矩阵求解精度不高<sup>[6]</sup>。第二类方法很少被研究是因为它对相机内外参数精度要求也较高,而这些参数在测量初期是很难精确获取的。当空间点分布较密集时,以上两类基本矩阵求解方法的局限性导致极线匹配方法会有大量误匹配点出现。另外,极线匹配方法仅仅是在二维极线附近寻找匹配点。当多个空间点分布在或者接近分布在同一极平面时,

该方法往往很难确定正确匹配点。

为了解决上述问题,研究了一种基于空间交会的图像点匹配方法。众所周知,移动视觉测量是根据共线方程建立不同站位间的空间交会约束实现的。不同图像中的匹配点在空间必然相交于一点<sup>[7]</sup>,本文的匹配方法是基于该理论实现的。本文概述了移动视觉测量原理和极线匹配方法的局限性,并详细描述了空间交会匹配方法的原理和实现方法。经过实验验证,该方法可以很好地完成多图像间图像点的匹配,并可以比极线匹配方法寻找更多的匹配点。

## 2 移动视觉测量原理概述

移动视觉测量中,大量的反光标志点布置在被测物表面,包括编码点和非编码点,如图1所示。利用单台或者多台高分辨率数字相机在不同站位对被测点进行成像,利用被测点的成像特征定位信息,根据摄影测量中的共线方程,建立同名点对应光束的交会约束关系,经由平差优化算法以获取被测点的三维坐标和被测物的三维形貌,如图2所示<sup>[8]</sup>。

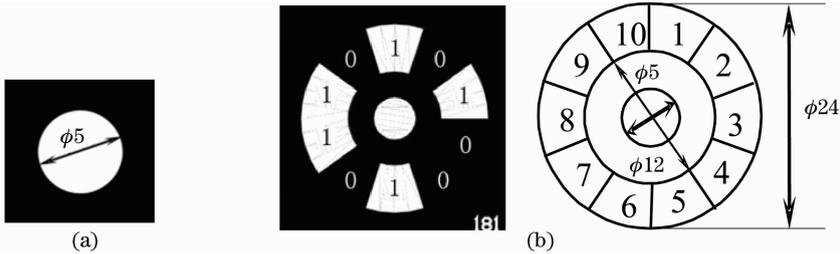


图1 反光标志点。(a)非编码点;(b)编码点

Fig. 1 Reflective targets. (a) Un-coding targets; (b) coding targets

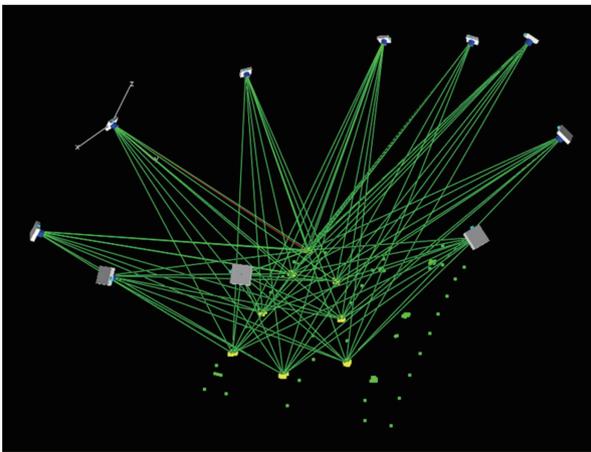


图2 移动视觉测量模型

Fig. 2 Measurement model of portable visual metrology

在每个站位中,相机测量模型满足小孔成像原理,即空间中的被测点  $M$ 、对应的成像点  $m$  和相机主点  $O_c$  共线,如图3所示<sup>[9]</sup>。

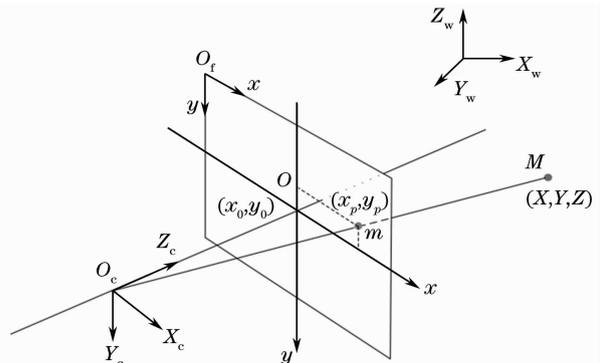


图3 相机测量模型

Fig. 3 Measurement model of camera

为了实现精密测量,测量模型中必须考虑相机畸变的存在,因此可以得到如下的共线方程:

$$\begin{cases} x_p = x_0 - \Delta x_p - f \frac{r_{11}(X - X_0) + r_{12}(Y - Y_0) + r_{13}(Z - Z_0)}{r_{31}(X - X_0) + r_{32}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)} \\ y_p = y_0 - \Delta y_p - f \frac{r_{21}(X - X_0) + r_{22}(Y - Y_0) + r_{23}(Z - Z_0)}{r_{31}(X - X_0) + r_{32}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)} \end{cases}, \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix},$$

$$\begin{cases} \Delta x_p = \bar{x}_p r_p^2 k_1 + \bar{x}_p r_p^4 k_2 + \bar{x}_p r_p^6 k_3 + (2\bar{x}_p^2 + r_p^2) P_1 + 2P_2 \bar{x}_p \bar{y}_p + b_1 \bar{x}_p + b_2 \bar{y}_p \\ \Delta y_p = \bar{y}_p r_p^2 k_1 + \bar{y}_p r_p^4 k_2 + \bar{y}_p r_p^6 k_3 + 2P_1 \bar{x}_p \bar{y}_p + (2\bar{y}_p^2 + r_p^2) P_2 \end{cases}, \quad (1)$$

式中 $(x_p, y_p)$ 为像点在像平面的坐标,是唯一的已知量, $(x_0, y_0)$ 为像面中心, $(\Delta x, \Delta y)$ 为系统误差改正值, $f$ 为相机等效焦距, $(X, Y, Z)$ 为物点在物方坐标系下的坐标。 $\mathbf{R}$ 为物方坐标系相对于相机坐标系的旋转矩阵, $(X_0, Y_0, Z_0)$ 为相机主点在物方坐标系下的坐标,这两项组成站位的外部方位参数。另外 $r_p^2 = \bar{x}_p^2 + \bar{y}_p^2$ ,  $\bar{x}_p = x_p - x_0$ ,  $\bar{y}_p = y_p - y_0$ ,  $k_1, k_2, k_3, p_1, p_2, b_1, b_2$ 为相机畸变参数<sup>[10-11]</sup>。

(1)式仅仅表示的是一个被测点在一个站位中所对应的共线方程。当一个被测点被多个站位所覆盖后,其对应的共线方程必相交于一点,从而建立起空间交会约束关系。所有被测点在所有站位中的共线方程联立起来后便可构成大型空间交会方程组,通过平差算法优化可以结算出共线方程所有未知数的信息,包括被测点的三维坐标、相机的内部参数和每个站位的外部方位参数。

在大尺寸物体测量中为了实现精密定位和测量,需要在测物表面粘贴大量的非编码点,然而不同站位图像中的这些类似图像点不能提供足够的信息来进行分类和匹配。为了正确建立大型空间交会约束方程组,首先要正确确定被测点与各站位图像中图像点的对应关系,这就是图像点匹配的目的。匹配过程就是一个站位中的一个像点,在其他站位图像中寻找对应同一被测点的图像点的过程。图像点匹配结果直接影响整个测量结果,因此图像点匹配是移动视觉测量中一项重要的技术。

### 3 极线匹配方法的局限性

极线匹配方法被广泛地运用在移动视觉测量中,其主要利用两个站位图像中公共的编码点信息,结合前言中介绍的不同方法建立不同的数学模型来对基本矩阵进行求解。但是为了提高移动视觉测量系统的自动化和便捷性,相机是不能事先标定的,故图像点坐标会存在较大畸变误差,这大大降低了基本矩阵的求解精度。在被测点分布较密集时,容易出现大量的误匹配情况。另外,极线匹配方法把匹

配搜索范围从三维空间转换到二维平面的一条直线上,导致空间点深度方向信息的丢失。当多个被测点分布在或者接近分布在同一极平面上,就很难分辨正确匹配点。如图4所示,空间点 $M, N, Q$ 分布在两个站位的同一极平面 $P$ 上,其对应图像点都会落在同一条极线上,这些图像点被称为歧义点。利用极线匹配方法很难正确匹配这些歧义点。

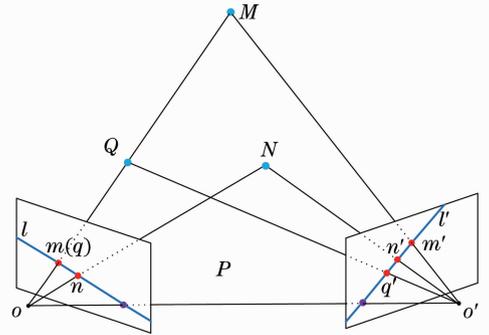


图4 歧义点分布

Fig. 4 Distribution of ambiguities

## 4 空间交会匹配方法

为了解决极线匹配方法存在的缺陷,提高图像点匹配结果的正确性和稳定性,研究了一种基于空间交会的图像点匹配方法。该方法大概思路是:首先,利用不同站位间编码点的唯一性完成快速自动匹配并结合(1)式建立基于编码点信息的小规模平差模型,经平差算法优化后便可以得到相机内参数和外部方位参数<sup>[12]</sup>。然后,结合获取的内外参数对每个站位中的图像点进行重投影,得到所有图像点对应的空间直线方程。再次,利用匹配点对应空间直线在被测点处必交会的原则,在其他站位中寻找潜在的匹配点。最后,结合站位间外部方位参数,恢复潜在匹配点所对应空间点的三维坐标,根据空间点之间的距离判断该匹配点是否为正确的匹配点。

### 4.1 站位内外参数获取方法

移动视觉测量中,相机需要在多个站位对被测物进行拍摄以覆盖整个被测物。为了将二维图像点

重投影成三维空间直线,首先要确定每个站位的内部参数和外部方位参数。由于每个编码点的编码值都是唯一的而且经过图像处理可以被识别,因此所有测量图像中的编码点可以实现自动快速匹配<sup>[13]</sup>。再结合(1)式便可以建立基于编码点的空间交会共线方程组,经过平差算法优化完成初步测量,从而获取每个站位的内部参数和外部方位参数<sup>[14]</sup>。

为了进行优化,首先要将(1)式线性化:

$$\begin{cases} x_p \approx A_{x1}\delta_1 + A_{x2}\delta_2 + A_{x3}\delta_3 + w_x = x'_p \\ y_p \approx A_{y1}\delta_1 + A_{y2}\delta_2 + A_{y3}\delta_3 + w_y = y'_p \end{cases}, \quad (2)$$

式中  $\delta_1$ 、 $\delta_2$  和  $\delta_3$  分别代表了三类未知数的变化量,包括相机内部参数、站位外部方位参数和被测点的三维坐标。 $A_1$ 、 $A_2$  和  $A_3$  分别代表了三类变量的偏导数系数<sup>[8]</sup>。 $(x'_p, y'_p)$  为共线方程(1)式线性化后通过未知变量对  $(x_p, y_p)$  的估计值。

设所有站位中编码点的总数为  $J$ ,平差算法目标就是通过调整所有未知数使得

$$\min \phi = \|x_p - x'_p\|^2 + \|y_p - y'_p\|^2, \quad (3)$$

$(p = 1, 2, \dots, J).$

结合(1)式可以得到

$$\epsilon = \begin{bmatrix} x_1 - x'_1 \\ y_1 - y'_1 \\ \vdots \\ x_J - x'_J \\ y_J - y'_J \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 - w_x^1 - (A_{x1}^1\delta_1 + A_{x2}^1\delta_2 + A_{x3}^1\delta_3) \\ y_1 - w_y^1 - (A_{y1}^1\delta_1 + A_{y2}^1\delta_2 + A_{y3}^1\delta_3) \\ \vdots \\ x_J - w_x^J - (A_{x1}^J\delta_1 + A_{x2}^J\delta_2 + A_{x3}^J\delta_3) \\ y_J - w_y^J - (A_{y1}^J\delta_1 + A_{y2}^J\delta_2 + A_{y3}^J\delta_3) \end{bmatrix} = \mathbf{Q} - \mathbf{A}\hat{\delta}. \quad (4)$$

那么目标函数(3)式的最小二乘解为

$$\hat{\delta} = (\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{Q}. \quad (5)$$

为了避免正规矩阵  $(\mathbf{N} = \mathbf{A}^T\mathbf{A})$  非正定和迭代初值不合理导致迭代过程不收敛,采用 Levenberg-Marquardt(L-M)优化算法进行迭代。在 Netown 迭代算法的基础上,L-M 算法对正规矩阵进行修正,构成修正的正规矩阵  $(\mathbf{N}' = \mathbf{N} + \lambda\mathbf{I})$ 。当  $\mathbf{N}$  奇异或非正定时,通过调节  $\lambda$ ,使  $\mathbf{N}'$  满秩且正定,那么最小二乘求解公式如下:

$$\hat{\delta} = (\mathbf{A}^T\mathbf{A} + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{Q}. \quad (6)$$

迭代求解方法如下:

1) 指定未知参数的初始值  $\delta^0 = (f, x_0, y_0, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2, b_1, b_2, X_0, Y_0, Z_0, \omega, \varphi, \kappa, X, Y, Z)$ <sup>[1]</sup>,置残余误差和  $s_0 = 0$ ,给定  $\lambda$  值,一般设  $\lambda = 0.001$ ,设定增长因子  $u > 1$  (通常取 10)。

2) 根据求解参数的当前估计值  $\delta^k$  及对应的特征像点的坐标,构成正规方程(4)式。

3) 结合(6)式对正规方程求解,得到校正向量  $\Delta\delta = (\Delta f, \dots, \Delta b_2, \Delta X_0, \dots, \Delta\kappa, \Delta X, \Delta Y, \Delta Z)^T$ 。

4) 如果  $\Phi(\delta^k + \Delta\delta) \geq \Phi(\delta^k)$ ,  $\lambda = \lambda u$  并返回到第二步重新计算。

5) 如果  $\Phi(\delta^k + \Delta\delta) < \Phi(\delta^k)$ ,  $\lambda = \lambda/u$ ,对求解参数进行校正  $\delta^{k+1} = \delta^k + \Delta\delta$ 。

6) 计算  $s_0 = \Phi(\delta^{k+1})$ ,如果  $s_0$  或  $\Delta\delta$  小于设定的收敛极限,输出估计值;否则返回到第二步进行下一次迭代。

经过初步平差优化,完成了对编码点空间三维坐标的测量,同时也得到了精确优化的各站位内部参数和方位参数,为研究的匹配方法做了很好的铺垫。

#### 4.2 共线方程及空间交会

各站位内部参数和方位参数确定后,结合图3所示的相测量模型可以确定所有站位中图像点对应的空间直线方程:

$$\frac{X - X_0}{M} = \frac{Y - Y_0}{N} = \frac{Z - Z_0}{P} = Q, \quad \begin{cases} M = r'_{11}(x_p - x_0 + \Delta x_p) + r'_{12}(y_p - y_0 + \Delta y_p) + r'_{13}(-f) \\ N = r'_{21}(x_p - x_0 + \Delta x_p) + r'_{22}(y_p - y_0 + \Delta y_p) + r'_{23}(-f) \\ P = r'_{31}(x_p - x_0 + \Delta x_p) + r'_{32}(y_p - y_0 + \Delta y_p) + r'_{33}(-f) \end{cases}, \quad \mathbf{R}' = \begin{bmatrix} r'_{11} & r'_{12} & r'_{13} \\ r'_{21} & r'_{22} & r'_{23} \\ r'_{31} & r'_{32} & r'_{33} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中  $\mathbf{R}'$  为相机坐标系相对世界坐标系的旋转矩阵,是(1)式中  $\mathbf{R}$  的逆矩阵, $Q$  是一个比例因子, $M$ 、 $N$  和  $Q$  都可以通过站位内外参数直接计算得到。

理想情况下在两个或者更多的站位进行测量时,匹配点所对应的空间直线必相交于被测点。然而由于相机内外参数和图像点坐标定位误差的存

在,导致两条直线不能相交,如图 5 所示。对于正确匹配的两个图像点,对应空间直线间的距离  $d$  应该很小,相反  $d$  会很大。可以通过设定阈值  $\delta$  来筛选匹配点, $d$  小于阈值的两个点被认为是正确匹配点,这就是匹配方法的主要依据。

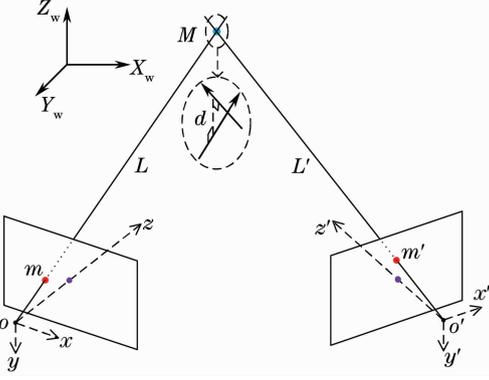


图 5 两站位间空间交会模型

Fig. 5 Spatial intersection model between two stations

结合(7)式两直线间的距离  $d$  计算方法如下:

设两站位相对世界坐标系的旋转矩阵分别为  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{R}'$ ,由(1)式可得直线  $L-O_c m$  和  $L'-O'_c m'$  分别为

$$\frac{X-X_0}{M} = \frac{Y-Y_0}{N} = \frac{Z-Z_0}{P} = Q, \quad (8)$$

$$\frac{X-X'_0}{M'} = \frac{Y-Y'_0}{N'} = \frac{Z-Z'_0}{P'} = Q'. \quad (9)$$

根据异面直线间最短距离计算公式可得

$$d = \frac{\begin{vmatrix} X'_0-X_0 & Y'_0-Y_0 & Z'_0-Z_0 \\ M & N & P \\ M' & N' & P' \end{vmatrix}}{[(\overline{MN'} - \overline{NM'})^2 + (\overline{NP'} - \overline{PN'})^2 + (\overline{PM'} - \overline{MP'})^2]^{-1/2}}. \quad (10)$$

### 4.3 歧义点消除

由第 3 节知,当被测点分布密集时难免有多个点分布在或者接近分布在同一极平面的情况出现。如图 6 所示,被测点分布在相同极平面的情况主要有两种:图 6(a) 中空间点  $P_1, P_2$  分布在  $S_1, S_2$  站位图像的同极平面  $P$  上,但是两个点都不在任何站位的同一深度方向上;图 6(b) 中空间点  $P_1, P_2$  分布在  $S_1$  图像中的相同深度方向,这样  $P_1, P_2$  在任意两个站位图像中都会分布在同一极平面上。利用空间直线间距离寻找匹配点时,这两种情况也会导致一个站位中存在多个匹配点的现象出现,称这些点为歧义点。

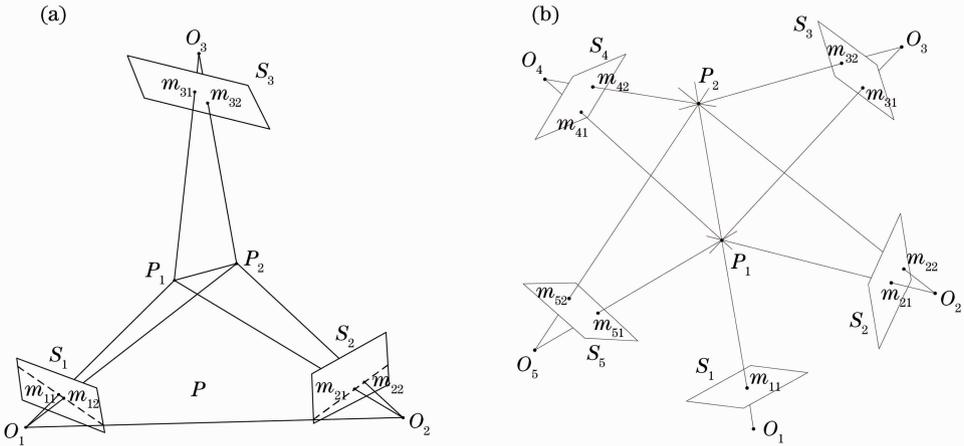


图 6 被测点分布。(a)同一极平面;(b)同一深度方向

Fig. 6 Targets distribution. (a) Same epipolar plane; (b) same deep direction

由于空间交会匹配方法首先确定了每个站位的内外参数,这样可以获取所有站位中图像点对应的空间直线方程。如果有多个被测点分布在两个站位的相同极平面上,可以借助其他的站位来进行消除歧义点,从而完成正确匹配。

如图 6(a) 所示,利用上一节方法可以得到  $S_1$  中  $m_{11}$  图像点的匹配点为  $M(m_{11}) = (m_{21}, m_{22}, m_{31}, m_{32})$ ,而在  $S_2$  图像中会有两个匹配点  $E_{21} = (m_{21}, m_{22})$ 。为了排除歧义点,需要计算  $E_{21}$  中所有歧义点分别跟  $M(m_{11})$  中其他站位图像中的匹配点对应空

间直线间的距离。也就是分别计算  $m_{21}, m_{22}$  与  $m_{31}$  对应空间直线之间的距离。只有  $m_{21}$  满足直线之间的距离小于阈值,从而  $m_{22}$  被认为是误匹配点而被剔除  $M(m_{11})$ 。

图 6(b) 中,  $P_1, P_2$  接近分布在相同深度方向,利用上一节方法  $S_1$  图像的  $m_{11}$  在其他站位都会得到两个匹配点,  $M(m_{11}) = (m_{21}, m_{22}, m_{31}, m_{32}, m_{41}, m_{42}, m_{51}, m_{52})$ 。为了排除歧义点,需要计算  $E_{21} = (m_{21}, m_{22})$  中所有歧义点分别跟  $M(m_{11})$  中其他站位的匹配点对应空间直线间的距离。最终  $(m_{21}, m_{31},$

$m_{41}, m_{51}$ ) 和  $(m_{22}, m_{32}, m_{42}, m_{52})$  分别对应于空间  $P_1, P_2$  点而满足直线之间的距离小于阈值, 从而把  $M(m_{11})$  中歧义点分类成两个被测点, 实现图像点的正确匹配。

#### 4.4 匹配点三维坐标恢复

为了验证该匹配方法结果的正确性, 需要恢复不同站位间匹配点的空间三维坐标。由于站位内外参数误差的存在, 对应同一被测点的不同站位间匹配点恢复的空间点三维坐标不是完全一致的, 而是分布在一定阈值范围之内。如果有分布在阈值之外的空间点, 对应的匹配点被定为误匹配点并被剔除。

由双目视觉测量方法可知, 两个站位的相对方位关系确定后便可以求解匹配点在空间的三维坐标<sup>[15]</sup>。然而内外参数仅仅是利用编码点组成的平差模型优化得到的, 空间约束不够强烈导致优化精度还不是最好的。当站位分布较密集或者范围较大, 出现两个站位间的交会角太小或者太大的情况时, 内外参数误差会对空间点在深度方向的求解精度有严重的影响。如图 7 所示, 当两个站位交会角较小时, 利用双目视觉测量原理求取的空间点为  $P'$ , 而实际点应该在  $P$  处。这就容易导致  $P'$  分布在阈值范围之外, 而被当作误匹配点删除。

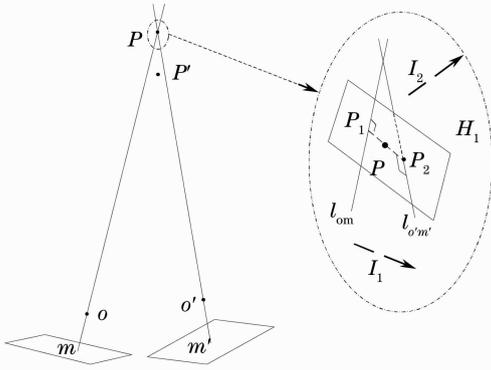


图 7 交会角太小时空间点恢复模型

Fig. 7 Spatial points recovery model when the intersection angle is too small

针对这种情况, 不在利用双目视觉原理来恢复空间点三维坐标, 而是将匹配点确定的两个直线间最短距离处的中点  $P$  作为恢复的空间点。  $P$  点的求解方法如下:

首先确定同时与  $l_{om}$  和  $l_{o'm'}$  垂直的向量  $\mathbf{I}_1 = (a_1, b_1, c_1)$ 。由(8)、(9)式可以得到

$$\begin{vmatrix} i & j & k \\ M & N & P \\ M' & N' & P' \end{vmatrix} = a_1 i + b_1 j + c_1 k,$$

$$\begin{cases} a_1 = NP' - N'P \\ b_1 = M'P - MP' \\ c_1 = MN' - M'N \end{cases} \quad (11)$$

然后求解与  $l_{om}$  和  $\mathbf{I}_1$  垂直的向量  $\mathbf{I}_2 = (a_2, b_2, c_2)$ :

$$\begin{cases} \begin{vmatrix} i & j & k \\ M & N & P \\ a_1 & b_1 & c_1 \end{vmatrix} = a_2 i + b_2 j + c_2 k, \\ a_2 = Nc_1 - b_1 P \\ b_2 = a_1 P - M c_1, \\ c_2 = M b_1 - a_1 N \end{cases} \quad (12)$$

那么过  $l_{om}$  与  $\mathbf{I}_1$  平行的平面  $H_1$  的方程为

$$a_2(X - X_0) + b_2(Y - Y_0) + c_2(Z - Z_0) = 0, \quad (13)$$

将共线方程(9)式代入(13)式得到平面  $H_1$  与  $l_{o'm'}$  的交点  $P_2 = (X_2, Y_2, Z_2)$ :

$$\begin{cases} X_2 = Q'M' + X_0' \\ Y_2 = Q'N' + Y_0' \\ Z_2 = Q'P' + Z_0' \end{cases}$$

$$Q' = \frac{a_2(X_0 - X_0') + b_2(Y_0 - Y_0') + c_2(Z_0 - Z_0')}{a_2M' + b_2N' + c_2P'}. \quad (14)$$

用同样的方法也可以确定过  $l_{o'm'}$  与  $\mathbf{I}_1$  平行的平面  $H_2$ , 从而确定平面  $H_2$  与  $l_{om}$  的交点  $P_1 = (X_1, Y_1, Z_1)$ 。那么  $P$  点的坐标为

$$\begin{cases} X = (X_1 + X_2)/2 \\ Y = (Y_1 + Y_2)/2 \\ Z = (Z_1 + Z_2)/2 \end{cases} \quad (15)$$

#### 4.5 匹配流程

设被测物表面有  $M$  个被测点, 在空间  $N$  个站位对其进行拍摄, 那么将有  $N$  组图像点:  $\mathbf{S}_i = \{m_{ij}, (j = 1, \dots, k_i \leq M) (i = 1, \dots, N)\}$ 。空间交会匹配方法具体流程如下:

1) 结合 4.1 节方法, 利用所有站位图像中自动匹配的编码点进行平差优化, 初步确定相机内部参数和站位外部方位参数。

2) 选择  $i$  站位图像中对应  $j$  号被测点的图像点  $m_{ij}$ , 利用 4.2 节的方法在其他图像中寻找所有异面直线间最短距离小于阈值  $\epsilon_1$  的匹配点集合  $M(m_{ij})$ 。

3) 通过 4.3 节方法消除  $M(m_{ij})$  中的歧义点, 从而得到新的匹配点集合  $M'(m_{ij})$ 。

4) 利用 4.4 节方法恢复  $m_{ij}$  与  $M'(m_{ij})$  中每个匹配点对应空间点的三维坐标, 然后计算这些空间点之间的距离。距离大于阈值  $\epsilon_2$  的空间点所对应的匹配点被认为是误匹配点并被剔除, 最终得到

$M'(m_{ij})$ 。

5) 当  $i$  站位图像中所有的图像点  $m_{ij} (j = 1, \dots, k_i \leq M)$  都确定了自己的匹配点集合  $M'(m_{ij}) (j = 1, \dots, k_i \leq M)$  后, 检查不同匹配点集合间是否有重复的图像点, 如果有就把对应的匹配集合删除。

6) 重复步骤 2) ~ 5) 对其他站位中未匹配的图像点进行匹配。

7) 完成匹配后, 利用 4.1 节方法对成功匹配的图像点进行整体平差优化。由于空间交会模型中匹配点数目的增加, 空间交会约束更强, 最终优化精度会更高, 从而实现了被测点的精密测量。

8) 计算未完成匹配图像点占有所有图像点的比例。如果大于阈值  $\epsilon_3$  就重复步骤 2) ~ 7) 进行匹配, 直到低于阈值  $\epsilon_3$ 。

## 5 注意事项

在初步获取站位内外参数时, 由于空间交会约束不够强烈导致优化结果还不是最精确的, 使得匹配中第 2) 步恢复的空间直线方程以及第 4) 步恢复的空间点三维坐标不够精确。这样容易在第 2)、4) 步出现一些正确匹配点超出阈值范围而被错误的剔除。如果正确匹配点被剔除多于两个后, 这些点在匹配过程的下次循环中会重新形成一个被测点。针对这种情况, 在完成第 7) 步的平差后需要重新计算被测点三维坐标之间的距离。距离小于阈值  $\epsilon_4$  的两个被测点合并为一个点。

空间交会匹配方法通过设定阈值  $\epsilon$  来筛选匹配点, 因此阈值  $\epsilon_1 \sim \epsilon_4$  的确定是该方法的关键环节。除了比例阈值  $\epsilon_3$  是个固定阈值外, 其余三个阈值都是依据每次平差后空间点三维坐标的均方根误差 (RMSE) 值确定的。因为空间点坐标的 RMSE 值能充分地反映每次平差后空间点的恢复精度, 也

能反映空间交会直线间距离情况。

设平差后空间点三维坐标的 RMSE 值为  $\sigma$ 。由于  $\epsilon_1$  直接决定着初次匹配点集合  $M(m_{ij})$  的质量, 因此要将此阈值设置得小一些以减少误匹配情况出现,  $\epsilon_1 = 20\sigma$ 。由误差理论知, 空间点恢复后如果与真值之间距离大于  $\pm 3\sigma$  便可以认定为错误点, 因此阈值  $\epsilon_2 = 6\sigma$ 。由于平差后得到的空间点间距离远大于  $\sigma$ , 因此在平差完合并空间点时可以将阈值  $\epsilon_4$  设置得大一些,  $\epsilon_4 = 30\sigma$ 。匹配过程中随着匹配点数目的增加, 参与平差的图像点也越来越多, 平差结果精度也会越来越高。因此这些阈值也会随着  $\sigma$  的减小而不断减小, 从而可以保证这些阈值能很好地排除误匹配点。

## 6 实 验

实验所用的移动视觉测量系统配置包括: 相机 (Leica m-monochrom 配合 Leica M-21 mm 镜头和 SIGMA EM-140DG 微距闪光灯)、便携式工业计算机、基准尺、EO、编码点和圆形反光点, 如图 8 所示。



图 8 移动视觉测量系统配置

Fig. 8 Configuration of portable visual metrology system

实验对汽车发动机前盖做了测量, 其尺寸大概  $1.2 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ , 图 9(a) 所示。车盖表面粘贴了 80 个被测点, 从其周围选择了 8 个站位对其进行了成像,

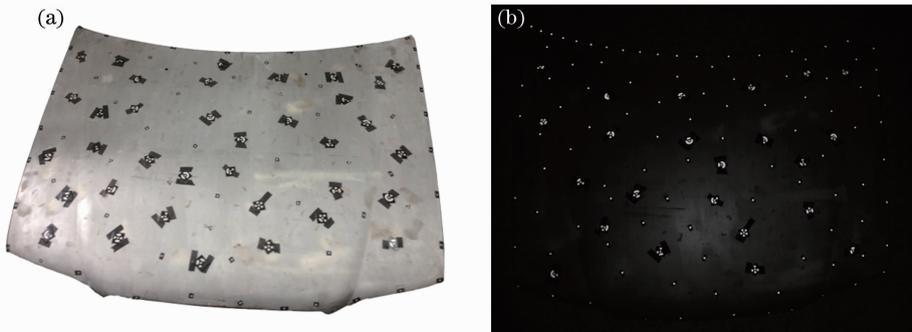


图 9 汽车发动机前盖。(a) 实物图; (b) 测量图

Fig. 9 Car engine cover. (a) Physical image; (b) measurement image

总像点数为 585,测量图像如图 9(b)所示。

### 6.1 各站位内外参数初次获取精度

由于站位内外参数获取精度决定着空间交会匹配方法的匹配结果,首先验证了初次获取的站位内外参数精度。由 4.1 节方法知,编码点的空间三维坐标和各站位的内外参数是同时优化得到的,因此可以通过验证编码点的空间三维坐标求解精度,来侧面验证各站位内外参数的求解精度。

实验中车身前盖表面粘贴了 36 个编码点,编码点分布及其编码值如图 10 所示。编码点测量精度的验证方法是任意选择两编码点间距离与 v-star 测量结果进行比对,具体比对结果如表 1 所示,单位是 mm。26 组比对结果的误差平均值为 0.05185 mm,

均方差为 0.02089 mm。

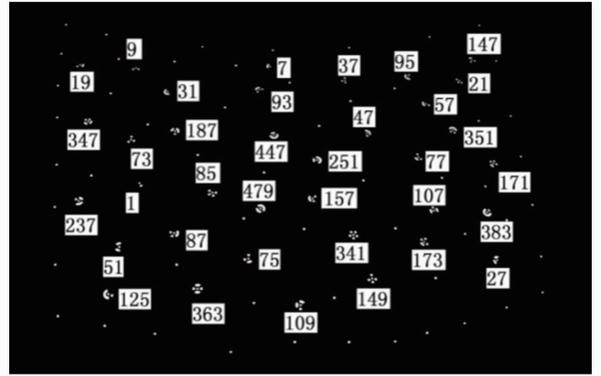


图 10 被测物表面编码点分布

Fig. 10 Coding targets distribution on test object

表 1 编码点测量精度验证

Table 1 Verification of coding targets measurement accuracy

Coding values of two targets	Our system measurement result /mm	V-star measurement result /mm	Error /mm
9~19	158.9567	158.9915	0.0348
19~21	1092.1220	1092.1750	0.0535
21~27	581.0398	581.0972	0.0574
27~31	987.2832	987.3564	0.0732
31~37	499.9061	499.9660	0.0599
37~47	199.7293	199.7776	0.0483
47~51	719.1239	719.1933	0.0693
51~57	936.3435	936.3562	0.0126
57~73	822.8497	822.9245	0.0748
73~75	461.6303	461.6871	0.0567
75~85	201.7136	201.7484	0.0348
85~87	143.9663	143.9703	0.0040
87~93	504.7245	504.8053	0.0808
93~95	439.6930	439.7388	0.0457
95~107	455.4491	455.4706	0.0214
107~109	439.9493	440.0019	0.0525
109~147	977.8499	977.8875	0.0375
157~187	409.8390	409.8904	0.0513
187~237	310.0199	310.0905	0.0705
237~251	614.5410	614.5946	0.0535
251~341	232.2296	232.2969	0.0672
341~347	766.6097	766.6854	0.0757
347~351	993.9644	994.0001	0.0357
351~363	841.9789	842.0239	0.0450
363~383	782.1538	782.1807	0.0268
383~447	598.2757	598.3588	0.0830

经过跟 v-star 的测长结果比对证明,结合 4.1 节方法利用编码点初次建立的内外参数精度能够保证较高精度地恢复空间直线,从而可以做好了基础。

### 6.2 空间交会匹配结果

虽然实验被测点分布比较密集,该方法用了两

次循环就完成了匹配过程。表 2 列出了空间交会匹配过程中每个站位图像点具体的匹配结果。

从匹配结果可以看到,匹配完成后会有有的站位会有几个像点没有被匹配。经过检查发现是由图像中对应图像点在图像处理阶段没有被提取到导致的。

为了详细了解方法中两个站位间非编码点匹配情况,利用 6.1 节获取的站位内外参数计算了  $S_1$  和

$S_3$  站位中 10 个非编码点对应空间直线间的距离,单位是 mm。结果如表 3 所示。

表 2 各站位空间交会方法匹配结果

Table 2 Spatial intersection matching result of all stations

Car engine cover	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_5$	$S_6$	$S_7$	$S_8$
Total image points	80	78	73	75	65	68	72	74
First round result	63	62	58	59	51	52	58	59
Spatial points merging					3			
Second round	15	14	13	13	14	15	11	12
Spatial points merging					0			
Final matching result	78	76	71	72	65	67	69	71

表 3 站位  $S_1$ 、 $S_3$  中非编码点对应空间直线间的距离

Table 3 Distance between spatial lines corresponding to un-coding points in station  $S_1$  and  $S_3$

No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1.55	162.71	302.99	486.29	310.29	230.46	189.52	353.51	461.13	441.40
2	92.80	1.55	34.79	518.36	585.25	496.70	856.68	438.61	646.34	392.83
3	118.63	54.42	1.60	103.81	515.22	721.66	165.88	830.07	321.74	523.68
4	208.28	165.38	145.39	1.59	34.92	208.65	276.64	339.78	215.59	834.68
5	180.45	85.82	71.03	71.95	2.26	99.91	285.05	165.88	193.34	464.81
6	359.83	162.83	132.65	187.21	120.20	2.66	70.38	103.10	390.19	22.04
7	205.48	585.25	811.35	289.53	87.90	31.07	1.26	53.23	236.36	390.19
8	176.31	705.54	475.64	141.74	276.26	232.85	28.84	0.58	49.61	154.90
9	345.80	644.36	612.86	145.32	496.70	390.19	363.65	32.97	2.32	89.80
10	406.51	809.42	338.26	753.96	862.12	302.99	205.55	484.69	34.92	1.58

### 6.3 与极线方法比对

利用相同的测量图片,用比较经典的 Levenberg-Marquardt 迭代极线匹配方法结合多张图片的三张量方法对这被测物进行了匹配实验。其与空间交会匹配方法的对比结果如表 4 所示。

从结果可以发现,极线匹配结果中有更多像点没有被匹配,甚至导致有的被测点无法被恢复。为了找到原因,对被测点分布较密的车盖极线图进行观察,其中 2, 3 站位的极线匹配图如图 11 所示。

表 4 极线匹配方法和空间交会方法比对结果

Table 4 Comparison result of epipolar line and spatial intersection method

Experiment	Matching method	Image points matching number	Targets recovering number
Car engine cover	Epipolar line	501	72
	Spatial intersection	569	80

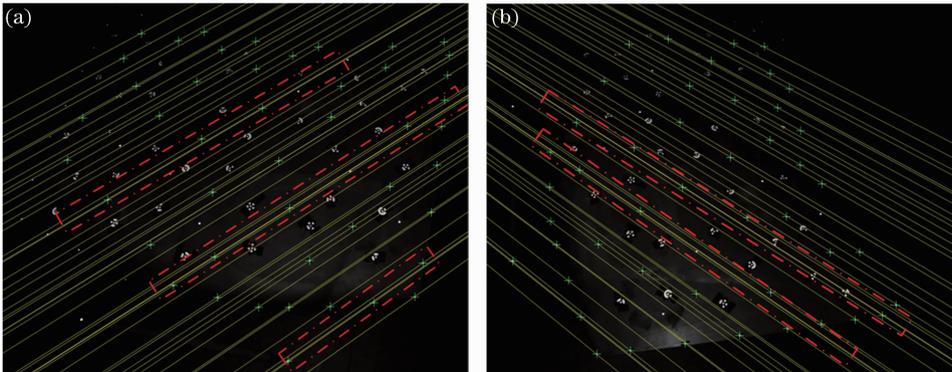


图 11 极线匹配图。(a) 2 站位; (b) 3 站位

Fig. 11 Epipolar line matching images. (a) Station 2; (b) station 3

从图中红色方框区域可以看出:当被测点分布比较密集时会有多条极线几乎重合的情况出现,这是因为很多被测点分布在两站位几乎相同的极平面上。这种情况下,利用极线方法匹配时会基本矩阵求解精度要求很高。而图像点畸变误差和定位误差的存在导致基本矩阵求解精度很难满足要求,容易出现误匹配点。虽然利用三张量方法可以排除这些误匹配点,保证匹配结果的正确率,但是无法从根本上解决两图片间极线匹配方法误匹配点多的问题。在其他任何两个站位间也都有这样的情况出现,因此极线匹配方法在移动视觉测量中会存在一定的局限性。实验结果证明,该方法可以很好地避免上述问题,更合适运用于移动视觉测量。

## 7 结 论

研究了移动视觉测量中基于空间交会的非编码点匹配方法。该方法与极线匹配方法的主要区别:极线匹配方法是在其他站位图像平面中的二维极线附近寻找匹配点,而空间交会匹配方法是根据各站位图像点重投影到空间的直线间的距离来确定匹配点。具体介绍了该匹配方法的原理以及匹配流程。详细描述了匹配过程中所利用的平差优化方法、空间交会直线恢复方法和匹配点三维空间点恢复方法。最后对汽车发动机前盖做了实验并展示了匹配结果,同时也跟极线匹配方法结果做了对比。实验证明,该方法可以有效地完成不同图像间非编码点的匹配任务。

## 参 考 文 献

- 1 C Y Long, J G Zhu. Study on global control network precision positioning method in visual shape measurement [C]. SPIE, 2013, 8908: 89081I.
- 2 X Armangué, J Salvi. Overall view regarding fundamental matrix estimation [J]. Image Vision Comput, 2003, 21(2): 205-220.

- 3 R M Steele, C Jaynes. Overconstrained Linear Estimation of Radial Distortion and Multi-View Geometry [M]. Berlin Heidelberg; Springer, 2006. 253-264.
- 4 P Chen. Why not use the Levenberg-Marquardt method for fundamental matrix estimation [J]. IET Computer Vision, 2010, 4(4): 286-294.
- 5 C Gao, Y Song, P Jia. A robust feature matching approach for photography originality test [J]. J Math Imaging Vision, 2012, 44(2): 185-194.
- 6 Z Zhang. Determining the epipolar geometry and its uncertainty: a review [J]. Int J Comput Vision, 1998, 27(2): 161-195.
- 7 C S Fraser, S Cronk. A hybrid measurement approach for close-range photogrammetry [J]. ISPRS J Photogramm, 2009, 64(3): 328-333.
- 8 Zhu Jigui, Yu Zhijing. The Principle of Vision Metrology [M]. Beijing: China Machine Press, 2012.  
郝继贵, 于之靖. 视觉测量原理与方法 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2012.
- 9 Guo Yin, Liu Changjie, Zhu Jigui, *et al.*. Measurement system for dynamic envelope curve of high-speed train [J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(2): 0208002.  
郭 寅, 刘常杰, 郝继贵, 等. 高速列车动态包络线测量系统 [J]. 中国激光, 2013, 40(2): 0208002.
- 10 Zhu Jigui, Guo Lei, Ye Shenghua. Principle and implementation method of three-dimensional precision positioning in large field working space [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(7): 1872-1876.  
郝继贵, 郭 磊, 叶升华. 现场条件下大空间三维精密定位原理与方法 [J]. 光学学报, 2009, 29(7): 1872-1876.
- 11 Liu Changjie, Ma Shuang, Guo Yin, *et al.*. Study on calibration technology of high-precision flexible coordinate measurement system [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(10): 1012002.  
刘常杰, 马 爽, 郭 寅, 等. 高精度柔性坐标测量系统及其校准技术研究 [J]. 光学学报, 2013, 33(10): 1012002.
- 12 M I Lourakis, A A Argyros. SBA: a software package for generic sparse bundle adjustment [J]. ACM Trans Math Software (TOMS), 2009, 36(2): 2.
- 13 C Long, J Zhu. Study on the image processing and recognition algorithm for portable precision visual measurement [J]. Journal of Information and Computational Science, 2014, 11(1): 15-23.
- 14 Zhu Jigui, Zou Jian, Lin Jiarui, *et al.*. Error-compensation algorithm with high-accuracy for photographic image processing [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(9): 0912004.  
郝继贵, 邹 剑, 林嘉睿, 等. 摄影测量图像处理的高精度误差补偿法 [J]. 光学学报, 2012, 32(9): 0912004.
- 15 Zhang Guangjun. Vision Measurement [M]. Beijing: Science Press, 2008. 33-35.  
张广军. 视觉测量 [M]. 北京: 科学出版社, 2008. 33-35.

栏目编辑: 何卓铭