基于图像特征分布优化的相机外参自标定

王宗盛^{1,2}, 苏志龙^{1,2*}, 韩永胜³, 关棒磊⁴, 张东升^{1,2}, 于起峰⁴

1. 上海大学力学与工程科学学院, 上海 200444;

2. 上海市应用数学与力学研究所, 上海市能源力学重点实验室, 上海 200444;

3. 山东水利职业学院水利工程系, 日照 276826;

4. 国防科技大学空天科学学院, 图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 长沙 410073

* E-mail: zhilong8845@shu.edu.cn

收稿日期: 2020-12-20; 接受日期: 2021-03-01; 网络版发表日期: 2021-08-09

国家重点研发计划(编号: 2018YFF01014200)、国家自然科学基金(批准号: 12002197, 12072184, 11727804)、中国博士后科学基金第67批面上资助(编号: 2020M671070)和上海市“超级博士后”计划(编号: 2019192)资助项目

摘要 标定两个已知相机之间的相对外参是三维视觉变形测量中的一个基本任务. 当使用自标定技术时, 一般需要在标定图像中建立立体对应关系, 而实际测量场景中复杂的纹理分布对可靠立体特征的建立提出了挑战. 为此, 本文通过研究图像特征分布的优化策略, 提出了一种针对实际测量任务的非约束场景外参标定方法. 首先, 通过图像特征匹配获得立体图像间的点匹配信息, 并利用图像相关算法进行筛选, 建立一组可靠的立体点对应关系, 从而通过求解本质矩阵得到相机间的外参估计. 随后, 以重投影误差作为标定精度评估指标, 提出一种特征点稀疏和循环补充策略, 可对单帧或者多帧图像的特征点分布进行优化, 有效实现对标定误差的补偿. 实验表明本文的标定算法具有良好的精度和鲁棒性.

关键词 相机标定, 极线约束, 数字图像相关, 特征匹配

1 引言

近年来, 三维数字图像相关技术(three-dimensional digital image correlation, 3D-DIC)在测量物体表面全场变形方面取得了明显的进展, 在航空航天、生物技术、机械与电子设备制造, 以及大型工程结构位移测量等重大科技和工业领域备受关注^[1~4]. 作为一种基于立体视觉的非接触测量技术, 3D-DIC主要依赖于立体相机系统重构空间坐标以获得目标点的三维变形信息^[5]. 因此, 对相机系统进行可靠标定是实现三维测量

的关键之一.

相机标定的目的是确定关联二维图像与三维空间的内部和外部几何参数, 包括焦距、主点和畸变系数等内参以及表示相机之间相对旋转和平移的外参. 为此, 研究人员已经提出了基于人工标定物、自标定和主动视觉等多种相机标定技术^[6,7]. 使用人工标定物的方法有经典的基于径向约束的蔡氏两步标定法, 以及被广泛使用的基于平面标定目标到图像平面单应性求解标定参数的张氏标定法^[8]. 此类方法通过已知标定物构建空间点坐标, 进而建立与图像点坐标之间的对

引用格式: 王宗盛, 苏志龙, 韩永胜, 等. 基于图像特征分布优化的相机外参自标定. 中国科学: 技术科学, 2021, 51: 1410–1418

Wang Z S, Su Z L, Han Y S, et al. External parameter calibration based on image feature distribution optimization (in Chinese). Sci Sin Tech, 2021, 51: 1410–1418, doi: 10.1360/SST-2020-0499

应关系实现标定,通常具有较高的精度和鲁棒性.主动视觉标定法借助标定设备精确控制相机运动,然后根据已知的相机运动以及画面的变化情况进行相机标定^[9].相机自标定法最早由Faugera等人^[10]提出,主要基于Kruppa方程求解标定参数.后来Triggs提出利用绝对二次曲面进行相机标定,并建立了系统的相机自标定理和算法.

相对于前述的张氏标定法和主动视觉标定法等需要利用高精度标定工具的技术,相机自动标定方法可从未知的场景图像中确定相机系统的标定参数,在基于几何光学的三维重建和变形测量等领域中得到了广泛应用^[11,12].由于不需要借助标定工具,自标定方法不受测量场景和视场大小的限制,在实际工程应用中具有更好的灵活性.然而,自标定方法需要从图像中建立丰富且满视场分布的立体特征点对以提供足够的有效几何约束,否则标定的精度和鲁棒性将严重降低.因此,当测量场景中纹理信息欠缺时,很难直接利用特征匹配方法建立满足这一条件的特征点对,使得自标定方法的进一步应用受到了限制.

为了解决这一问题,本文针对自标定技术提出一种建立特征对应关系的方法,以实现欠纹理场景下立体相机外参的自标定.首先基于立体特征匹配的结果对系统外参进行预标定;然后根据预标定情况,对已有特征点对应关系的分布进行优化,并利用相关匹配算法对特征不足的区域进行特征补充;进而利用所有特征点对外参进行进一步的修正.在此过程中,根据重投影误差对标定结果进行评估.最后,通过实验验证了本文所提方法的有效性.

2 基本原理

2.1 外参标定模型

给定由左右两个已标定相机组成的双目立体测量系统,外参标定的目的是确定两个相机之间的相对旋转和平移.为了简洁起见,本文将物体坐标系对齐到左相机坐标系作为参考系,系统成像模型和相对外部几何如图1所示.

假设已标定的左右相机内参矩阵分别为 $\mathbf{K}_l$ 和 $\mathbf{K}_r$,根据立体视觉中的极线几何理论,对左相机图像中的一个像素点 $\mathbf{x}$,右相机对应图像中存在一点 $\mathbf{x}'$,使得

$$(\mathbf{K}_r^{-1}\mathbf{x}')^T \mathbf{E} \mathbf{K}_l^{-1}\mathbf{x} = 0, \quad (1)$$

式中像素点 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{x}'$ 采用齐次坐标形式, $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为表示相对外部几何的本质矩阵.本质矩阵与相对旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$ 之间的关系为

$$\mathbf{E} = [\mathbf{t}]_{\times} \mathbf{R}, \quad (2)$$

式中 $[\mathbf{t}]_{\times}$ 表示平移向量的反对称矩阵.由于在图1中平移向量 $\mathbf{t}$ 的尺度信息不确定,相对外部几何仅包括3个独立的旋转分量和2个独立的平移分量,因此至少使用5个立体点对即可完全确定本质矩阵 $\mathbf{E}$.在实际应用中,通过匹配算法获得的立体对应点往往包含误匹配点或者大误差点.因此,为了获得本质矩阵 $\mathbf{E}$ 的鲁棒估计,需要建立足够多且全场分布的立体点对对应关系,以使用鲁棒估计算法求解本质矩阵.最后,可通过线性分解的方法得到旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$.

2.2 基于特征分布优化的鲁棒外参估计

根据2.1小节分析可知,可靠立体特征对应关系的建立对外参的鲁棒估计至关重要,这不仅要求高精度的特征匹配,而且要求立体特征尽可能分布在整个视场范围内.为此,本小节通过立体特征对应关系及分布进行优化,实现外参的鲁棒估计,流程如图2所示.实现过程主要基于图像相关算法的立体特征匹配优化和立体特征对应的空间分布优化调整,详细方法如下.

2.2.1 立体特征匹配优化

给定由左右相机同步采集的一对场景图像,使用

图1 (网络版彩图)双目立体测量系统的成像模型及相对外部几何

Figure 1 (Color online) Imaging model and relative external geometry of the binocular stereo measurement system.

图2 特征分布优化流程图

Figure 2 Flow chart of feature distribution optimization.

特征检测和匹配算法提取一组初始立体特征点。首先, 采用SURF(speeded up robust features)算子在左右图像中分别进行特征点检测^[13]。SURF作为一种基于Harr小波的局部相似性不变特征表示, 能以亚像素精度同时检测图像中的类斑点和类角点信息, 这有助于尽可能多地从场景图像中提取初始特征信息。然后, 根据SURF特征点的描述向量的相似性进行立体匹配, 得到一组立体特征点。需要注意的是, 直接对SURF特征点进行匹配往往存在误匹配和匹配误差较大的点, 如图3左侧部分所示。因此, 本文先采用数字图像相关DIC算法对匹配的初始SURF特征点进行进一步评价和矫正, 再将相关系数满足预定阈值要求的特征点对用于确定外参。DIC是光学变形测量中的一种图像跟踪技术, 目的在于使用相关函数从编码物体几何变形信息的图像序列中搜索目标点的空间位置。假设 f 和 g 分别表示参考图和目标图像, 对参考图 f 中的任一点 $\mathbf{x}$, DIC可通过整像素搜索和亚像素优化两步在目标图像 g 中找到 $\mathbf{x}$ 的对应位置。经过20多年的发展, DIC已经成为了一种成熟的图像匹配算法^[13,14]。在本文中, SURF算法已经获得了立体特征的初始匹配关系, 因此对仅采用DIC迭代算法对匹配质量较差的SURF特征点进行进一步的匹配优化。在使用DIC算法计算特征点对间相关度时, 由于相机之间因视角差异存在透

图3 (网络版彩图) 误匹配SURF点对(左)和优化后的特征点对(右)

Figure 3 (Color online) Mismatching SURF correspondence (left) and optimized feature correspondence (right).

视变形, 为此采用如式(3)所示的二阶形函数表示特征点子区变形以提高匹配精度:

$$\mathbf{W}(\xi; \mathbf{p}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}u_{xx} & u_{xy} & \frac{1}{2}u_{yy} & u_x + 1 & u_y & u \\ \frac{1}{2}v_{xx} & v_{xy} & \frac{1}{2}v_{yy} & v_x & v_y + 1 & v \end{bmatrix} \mathbf{X}, \quad (3)$$

式中 $\xi=(dx, dy)^T$ 为待匹配SURF特征点子区内每一个像素点的局部坐标; $\mathbf{X}=(dx^2, dx dy, dy^2, dx, dy, 1)^T$; $\mathbf{p}=(u, u_x, u_y, u_{xx}, u_{xy}, u_{yy}, v, v_x, v_y, v_{xx}, v_{xy}, v_{yy})$ 为子区变形参数。根据式(3)可建立对SURF特征对应关系进行优化的局部灰度相关函数^[14]:

$$c = \sum_{y=-M}^M \sum_{x=-M}^M \left[\frac{f(\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, \Delta \mathbf{p})) - f_m}{f_s} - \frac{g(\mathbf{x}' + \mathbf{W}(\xi, \mathbf{p})) - g_m}{g_s} \right]^2, \quad (4)$$

式中 M 为图像子区像素尺寸; $\mathbf{p}$ 为目标子区变形参数; $\Delta \mathbf{p}$ 为 $\mathbf{p}$ 的增量; $f_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$, $g_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_i$, $f_s = \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - f_m)^2}$, $g_s = \sqrt{\sum_{i=1}^n (g_i - g_m)^2}$, 其中 $n = (2M+1)^2$ 。使用反向高斯-牛顿算法优化上述目标函数, 可以得到修正后的立体特征对应关系, 如图3右侧部分所示。

利用上述方法对所有SURF立体对应关系优化后, 可结合八点法^[15]和随机抽样一致性算法(RANSAC)^[16,17], 根据式(1)得到本质矩阵 $\mathbf{E}$, 进而按照式(2)使用SVD分解得到相对旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$ 。为了进一步提高外参标定精度, 将求得的外部参数作为初值, 采用光束平差法进行进一步迭代优化^[18,19]。在该过程中, 将重投影误差作为评判外参标定精度的必要条件。

2.2.2 立体特征空间分布优化

如果以上过程中检测到的SURF特征在相机视场内分布良好, 则得到的外参具有较高的精度. 然而, 在实际大视场测量中(如风电叶片旋转状态检测), 直接提取到的特征点容易出现局部聚集现象, 使用八点法只能得到本质矩阵的局部松弛解, 以此为基础得到的相对外参无法保证全场三维重建的准确性. 为此, 本文采用特征点稀疏和补充的方式对特征点对应的分布进行进一步的优化.

为了降低局部集中特征点对在本质矩阵估计中的局部贡献, 需先对聚集的特征点对进行稀疏化处理. 图4为特征点稀疏的示意图: 将已匹配的特征点按照灰度相关性(correlation score)由高到低排成一个优先队列Q, 以队列Q中的每一个元素的左特征点为中心, 形成一个半径 r 的邻域, 移除该邻域内的所有特征点及对应的右特征点; 当队列Q中的元素数量达到期望值后, 即停止特征点稀疏, 可以得到一组匹配度高、分布合理的特征点对. 稀疏半径 r 可以通过式(5)近似求得

$$r = \frac{\text{width} + \text{height}}{2\sqrt{\text{num}}}, \quad (5)$$

式中width和height分别为图像的宽度和高度, num为期望特征点数量. 综合考虑特征点补充难易程度以及标定精度需要, 期望特征点对应的数量建议设定为100~200.

在完成特征点稀疏之后, 可从左相机视场内分割出特征点信息缺失的区域. 为了保证本质矩阵求解的紧凑性, 需向该区域补充标记点, 并通过数字图像相关方法搜索右相机中的对应点, 以得到可靠的相对外参估计. 补充标记点通过向视场中添加带有角点信息的标靶实现, 根据实验环境的不同可以选择手持标靶或者无人机挂载标靶. 进行相关匹配时, 可根据已有立体点对信息确定每一个补充点在右图像中的极线信息^[20,21], 然后以极线为中心形成一个带状极线区域. 此外, 在双目立体视觉测量中, 左右相机往往以近似对称的视角对三维空间的公共区域进行成像. 因此, 当选定左图像中的一个点, 其在右图像中对应点将位于以该点坐标为中心的矩形区域内. 该矩形区域与带状极线区域的交集构成了对补充标记点进行加速相关匹配的支持域, 如图5所示.

根据上述方法不断向特征缺失区域内补充标记点

图4 (网络版彩图)特征点稀疏方法示意图

Figure 4 (Color online) Schematic diagram of feature sparsity.

图5 (网络版彩图)基于极线约束的加速搜索策略示意图

Figure 5 (Color online) Schematic diagram of epipolar-based accelerating-search strategy.

的同时, 根据新补充的立体对应关系和已有的立体点对本质矩阵和外参进行优化, 并计算重投影误差. 当重投影误差趋于稳定时停止计算, 否则利用更新后的基础矩阵继续添加特征点直至结果符合要求. 需要注意的是, 补充标记点可来自于同一图像中的不同区域, 也可来自于多帧图像特征点的融合. 前者根据一对静态图像即可实现外参标定, 但要求图像不同区域中都能检测到可匹配的特征点; 后者可以利用不同时刻下动态场景特征点提供的不同空间位置, 因此即使每帧图像中只有局部区域存在特征点, 也可以通过多帧融合的方式构造一组满视场分布的立体特征点.

3 实验验证

3.1 室内外参标定可行性和性能验证

为了验证本文外参标定方法的可行性和精度, 本

实验采用如图6所示的双目测量系统. 其中, 左右相机由分辨率为 2448×2048 的工业相机(大恒MER-502-79U3M)和焦距为25 mm定焦镜头组成, 相机工作距离为4 m, 基线宽度为2 m, 待测目标为一个电动转轮(electric wheel), 通过固定于隔振平台上的电机驱动做匀速旋转. 实验中, 先采用张氏标定法确定左右相机的内参(如表1所示), 然后根据2.2小节中的方法, 进行单帧和多帧特征分布优化, 并根据建立的立体特征确定相机之间的外参; 同时使用张氏标定法估计测量系统的外参作为比较.

根据单帧图像建立的立体特征分布和使用多帧图像(10帧)优化后的立体特征分布如图7所示(其中相关系数阈值为0.7). 标定的相机外参如表2所示. 对比三组外参可知, 本文方法估计的相对外参与张氏标定法获得的结果比较接近, 验证了该方法的可行性. 此外, 张氏标定法产生的重投影误差为0.89像素, 而本文所介绍的自标定算法产生的重投影误差为0.82像素, 小于张氏标定法的误差. 其原因在于张氏标定使用的标定板只占相机视场的很小一部分, 自标定方法则使用了如图7(a)和(b)所示的全场分布的立体图像特征.

为了进一步验证本文自标定方法的有效性, 采集了一组转轮的立体图像, 并分别采用表2中的外部参数计算图6中目标点(target point)的三维运动轨迹. 为了获得目标点的三维信息, 先采用基于二阶形函数的数字图像相关算法进行立体匹配, 再使用考虑子区旋

图6 (网络版彩图)转轮旋转测量实验设置图

Figure 6 (Color online) Experimental setup for wheel rotation measurement.

表1 张氏标定法获得的左右相机内参

Table 1 Internal parameters of the left and right cameras obtained by Zhang's method

	f_x, f_y	c_x, c_y	κ_1, κ_2
Left camera	6729.2, 6452.9	1185.6, 1219.9	-0.16, -5.52
Right camera	7961.9, 7914.0	1338.2, 1161.7	-0.18, 8.48

转的图像相关方法^[22]对目标点在左右相机中的位置进行时序跟踪, 最后对目标点进行三维重构并计算目标点的三维运动数据. 计算结果如图8和9所示. 可以看出, 基于本文标定方法获得的绕X和Y轴的运动轨迹与基于张氏标定方法的结果一致, 但在绕Z轴的运动轨

图7 (网络版彩图) (a) 单帧图像对中的立体特征分布; (b) 动态图像融合后的立体特征分布

Figure 7 (Color online) (a) Stereo feature distribution in single image pair; (b) stereo feature distribution after dynamic image fusion.

表 2 相机外部参数标定结果对比

Table 2 Comparison of calibration results for camera external parameters

	r ($^{\circ}$)	t (mm)	Error (pixel)
Zhang's method	-3.42, 33.02, -0.60	-1855.13, 35.16, 662.88	0.89
Our method (1 frame)	-0.06, 31.21, -0.45	-1897.56, -5.84, 534.60	0.82
Our method (10 frames)	-0.43, 30.28, -0.42	-1854.82, -21.71, 443.77	0.82

图 8 (网络版彩图)两种标定方法获得的绕X和Y轴的运动轨迹

Figure 8 (Color online) Trajectories about the X and Y axes obtained by the two calibration methods.

图 9 (网络版彩图)两种标定方法获得的绕Z轴的运动轨迹

Figure 9 (Color online) Trajectories about the Z axis obtained by the two calibration methods.

迹在幅值上略有差别. 主要原因在于: 张氏标定中的尺度信息来自于带有精确刻度的标定板, 而使用本文方法标定的尺度信息通过测量两个相机的基线距离确定, 会因相机光心测量的不确定性而产生一定的偏差, 从而导致了运动轨迹幅值的不同. 为了进一步对比三种标定结果的准确性, 我们对目标点的测量数据进行了正弦拟合, 拟合得到的角速度如表3所示. 电动转轮进行匀速圆周运动, 理论上三个方向的角速度应当相同. 根据拟合的角速度可知, 采用多帧图像的外参自标定算法测量的结果符合理论预期, 而根据张氏标定获得的绕Z轴旋转角速度与其他两个存在一定的差异, 说明本实验中使用多帧图像的自标定方法得到了更为可靠的外部参数. 对于张氏标定而言, 由于标定的标定板在图像中的像素尺寸约为 360×300 像素, 集中分布

在大约 $1/46$ 视场范围内, 使得张氏标定的精度出现了一定程度的下降, 这也从一定程度上说明了特征分布优化对于提高标定精度的必要性.

由于转盘上匀速旋转点的轨迹为空间圆曲线, 因此可通过对目标点运动轨迹进行圆曲线拟合, 研究不同的立体特征点建立方法对外参标定结果的影响. 为此, 分别使用按如下方式获得的立体特征点进行外参标定: (1) 从一对图像匹配的初始SURF特征对; (2) 根据2.2小节中的方法对(1)中建立的立体特征点进行优化; (3) 十分之一视场内建立立体特征点; (4) 从10帧获得一组优化的立体特征, 数量与(3)基本保持一致. 然后计算目标点运动轨迹并进行圆曲线拟合, 各方法中用于标定的特征点数和对应的拟合误差如表4所示. 对比(1)和(2)的拟合结果可以发现, 在其他指标不变的情况, 采用相关处理对特征点进行筛选可以明显提高标定效果. 比较方法(3)和(4)对应的结果, 可以看出在特征点数量一致的情况下, 对特征分布进行优化后获

表 3 目标轨迹正弦拟合角速度对比

Table 3 Comparison of sine fitting angular velocity for target trajectories

	X ($^{\circ}/s$)	Y ($^{\circ}/s$)	Z ($^{\circ}/s$)
Zhang's method	41.10	41.11	41.18
Our method (1 frame)	41.09	41.11	41.14
Our method (10 frames)	41.09	41.09	41.09

表 4 不同处理方法拟合效果对比

Table 4 Comparison of fitting effects for different treatment methods

Method	Point number	R-square	RSME (mm)
(1)	7233	0.9998	7.144
(2)	2430	0.9998	2.1284
(3)	167	0.9999	9.1654
(4)	151	0.9999	1.3587

得的外参在三维运动计算上明显优于从局部聚集特征中估计的外参。

3.2 室外外参标定可行性和性能验证

本实验采用MIKROTRON公司的EoSens 25CXP相机, 镜头型号为尼康AF-S Nikkor 70-200mm f/2.8E FL ED VR, 焦距固定为70 mm. 实验过程中目标与相机间距约为260 m, 相机间距离测量为63.9 m, 待测目标为运作状态下的风力发电机叶片. 由于风电叶片转动并不规律, 难以通过运动分析的方式验证标定结果. 因此本实验建立一组标准点, 通过对标准点计算重投影误差来评估当前标定结果. 标准点获得方式为选取左右相机视场内特征明显的点以及无人机特征点通过图像相关算法处理得到, 如图10所示. 采集图像后直接通过室内实验的方式进行标定, 通过图10(a)标准点计算重投影误差为6.24像素. 由于风电叶片在高空运转, 使用无人机挂载特征进行如图10(b)所示的特征优化, 通过特征稀疏和补充分布优化后, 重投影误差降至2像素左右. 重投影误差随特征补充的变化曲线如图11所示. 可以看到, 随着特征补充的过程, 重投影误差由剧烈变化逐步平稳, 原因是在特征补充前的初始状态特征数量较少(28个), 导致标定结果会出现较大的波动; 在补充特征点数量达到120个以上后, 标定结果趋于稳定, 而且再增加特征几乎不影响标定结果.

为了进一步说明特征点补充对于标定精度的提升, 在视场内选择距离为49 m的两个特征点, 基于外部参数重构两个特征点获得两点之间的空间距离, 计算得到的距离误差随补充特征点的数量变化如图12所示. 补充特征数量达到120个之后, 标定结果趋于稳定, 计算距离误差平均值为2.35 m, 标准差为2.87 m, 进一步说明了本文提出的多帧特征点补充方法对改善外参标定是有效的.

4 结论

针对非约束场景下的相机外参自标定, 提出了一种基于亚像素图像相关匹配和空间分布调整的立体特

图10 (网络版彩图) (a) 初始匹配的部分SURF特征点对应示例; (b) 特征稀疏和多帧补充融合后的立体特征点分布

Figure 10 (Color online) (a) Examples of initially matched SURF correspondences; (b) stereo feature distribution after feature sparsity and multi-frame supplementary and fusion.

图11 (网络版彩图)重投影误差随补充特征点数量的变化
Figure 11 (Color online) Variation of reprojection errors with the increase of supplementary feature points.

图12 (网络版彩图)计算距离误差随补充特征点数量的变化
Figure 12 (Color online) Variation of distance error with the increase of supplementary feature points.

征点优化方法. 该方法可以从立体相机获得一对或者多对图像中建立一组匹配度高、全视场分布的立体特征点, 从而得到可靠的外参估计. 分别通过室内旋转轮盘和室外大型风电叶片测量实验验证了本文方法的可行性和有效性. 实验结果表明, 使用本文方法布的立体特征, 可以显著提高外参标定的精度.

参考文献

- 1 Chen B, Pan B. Full-field surface 3D shape and displacement measurements using an unfocused plenoptic camera. *Exp Mech*, 2018, 58: 831–845

- 2 Wang R B, Zhang M H, Shi D L. Application of binocular vision technology in the environment detection (in Chinese). *J Highway Transp Res Dev*, 2007, 24: 122–125 [王荣本, 张明恒, 石德乐. 双目视觉技术在目标测量中的应用. *公路交通科技*, 2007, 24: 122–125]
- 3 Shi H J, Ji H W, He X Y. Optical 3D deformation measurement system and its application to investigation of mechanical behaviors of micro-structure (in Chinese). *Acta Opt Sin*, 2011, 31: 135–140 [史红健, 计宏伟, 何小元. 一种三维变形光学测量系统及微结构力学性能测试应用. *光学学报*, 2011, 31: 135–140]
- 4 Dong S, Dai Y T, Dong E L, et al. Three-dimensional reconstruction of dental impression based on multi-camera three-dimensional digital image correlation method (in Chinese). *Acta Opt Sin*, 2015, 35: 167–172 [董帅, 戴云彤, 董萼良, 等. 应用多相机三维数字图像相关实现口腔印模三维重构. *光学学报*, 2015, 35: 167–172]
- 5 Su Z, Lu L, Yang F, et al. Geometry constrained correlation adjustment for stereo reconstruction in 3D optical deformation measurements. *Opt Express*, 2020, 28: 12219–12232
- 6 Liu S L, Sun C, Liu H B, et al. A new two-step method for tilt/shift camera self-calibration (in Chinese). *Sci Sin Tech*, 2018, 48: 836–844 [柳升龙, 孙聪, 刘海波, 等. 一种新的移轴相机两步标定方法. *中国科学: 技术科学*, 2018, 48: 836–844]
- 7 Meng X Q, Hu Z Y. Recent progress in camera self-calibration (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2003, 29: 110–124 [孟晓桥, 胡占义. 摄像机自标定方法的研究与进展. *自动化学报*, 2003, 29: 110–124]
- 8 Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell*, 2000, 22: 1330–1334
- 9 Kinbara I, Komada S, Hirai J. Visual servo of active camera and manipulator with simple on-line calibration for estimated image feature. In: *Proceedings of the International Workshop on Advanced Motion Control*. Istanbul, 2006. 636–640
- 10 Faugeras O D, Luong Q T, Maybank S J. Camera self-calibration: Theory and experiments. In: *Proceedings of the 2nd European Conference on Computer Vision*. Santa Margherita Ligure, 1992. 321–334
- 11 Su Z, Lu L, Dong S, et al. Auto-calibration and real-time external parameter correction for stereo digital image correlation. *Optics Lasers Eng*, 2019, 121: 46–53
- 12 Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: Speeded up robust features. In: *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision*. Graz, 2006. 404–417
- 13 Shao X X, Chen Z N, Dai X J, et al. High-accuracy two-dimensional full field strain measurement method using camera array (in Chinese). *Sci Sin Tech*, 2015, 45: 483–490 [邵新星, 陈振宁, 代祥俊, 等. 相机阵列测量二维应变场的高精度分析方法. *中国科学: 技术科学*, 2015, 45: 483–490]
- 14 Su Z L, Lu L, He X Y, et al. Recursive-iterative digital image correlation based on salient features. *Opt Eng*, 2020, 59: 1
- 15 Gao Y, Cheng T, Su Y, et al. High-efficiency and high-accuracy digital image correlation for three-dimensional measurement. *Opt Lasers Eng*, 2015, 65: 73–80
- 16 Hartley R I. In defence of the 8-point algorithm. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Cambridge, 1995. 1064–1070
- 17 Yang Q N, Ma T L, Yang C K, et al. RANSAC image matching algorithm based on optimized sampling (in Chinese). *Laser Optoelectron Progress*, 2020, 57: 259–266 [杨琼楠, 马天力, 杨聪锐, 等. 基于优化采样的RANSAC图像匹配算法. *激光与光电子学进展*, 2020, 57: 259–266]
- 18 Meng Y. Registration of point clouds basing on sample-sphere and ICP algorithm (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Beijing: Tsinghua University, 2020 [孟禹. 基于采样球和ICP算法的点云配准方法研究. 硕士学位论文. 北京: 清华大学, 2012]
- 19 Zheng S Y, Huang R Y, Guo B Y, et al. Stereo-camera calibration with restrictive constraints (in Chinese). *Acta Geod et Cartographica Sin*, 2012, 41: 877–885 [郑顺义, 黄荣永, 郭宝云, 等. 附约束条件的立体相机标定方法. *测绘学报*, 2012, 41: 877–885]
- 20 Wu Q S, Fu Z L, Meng Q X. New camera self-calibration method based on image sequences (in Chinese). *J Comput Appl*, 2011, 31: 3010–3014 [吴庆双, 付仲良, 孟庆祥. 基于序列图像的摄像机自标定方法. *计算机应用*, 2011, 31: 3010–3014]
- 21 Yang M, Shen C L. Study on scene matching based on epipolar geometric constraint (in Chinese). *J Nanjing Univ Aeronaut Astronaut*, 2004, 36: 235–239 [杨敏, 沈春林. 基于对极几何约束的景物匹配研究. *南京航空航天大学学报*. 2004, 36: 235–239]
- 22 Yang D, Su Z, Zhang S, et al. Real-time matching strategy for rotary objects using digital image correlation. *Appl Opt*, 2020, 59: 6648–6657

External parameter calibration based on image feature distribution optimization

WANG ZongSheng^{1,2}, SU ZhiLong^{1,2}, HAN YongSheng³, GUAN BangLei⁴, ZHANG DongSheng^{1,2} & YU QiFeng⁴

¹ School of Mechanics and Engineering Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

² Shanghai Key Laboratory of Mechanics in Energy Engineering, Shanghai Institute of Applied Mathematics and Mechanics, Shanghai 200444, China;

³ Department of Water Conservancy Engineering, Shandong Water Conservancy Vocational College, Rizhao 276826, China;

⁴ Hunan Provincial Key Laboratory of Image Measurement and Vision Navigation, College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

External parameter calibration between two known cameras is a fundamental task in three-dimensional visual deformation measurement. The self-calibration technique requires the establishment of stereo correspondences in the calibration images; however, the complex distribution of textures in real scenes poses a great challenge to the development of reliable stereo correspondences. This paper proposes a non-constrained external parameter calibration method for actual measurement tasks by studying the optimization strategy of image feature distribution. First, the correspondences between stereo images are obtained through feature-matching, and an image correlation algorithm is adopted to screen outliers for establishing a set of reliable stereo correspondences. External parameter estimation between two cameras is then achieved by solving the essential matrix. A feature-point sparse and recurrent supplemental strategy using the reprojection error as the metric of calibration accuracy is proposed. This strategy can optimize the feature distribution of single or multiple frames, thereby effectively realizing calibration error compensation. Experiments show that the calibration algorithm proposed in this paper has good accuracy and robustness.

camera calibration, epipolar constraint, digital image correlation, feature matching

doi: [10.1360/SST-2020-0499](https://doi.org/10.1360/SST-2020-0499)