DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J1905952

基于视觉 EPnP 加权迭代算法的三维位移实时测量*

汪佳宝,张世荣,周清雅
(武汉大学电气与自动化学院　武汉　430000)

摘　要:单目视觉三维位移测量的关键在于获取相机位姿参数,该问题可通过 n 点透视(PnP)算法求解。为提高 PnP 算法精度,提出一种改进的 EPnP 加权迭代算法(WIEPnP)。WIEPnP 通过对标志点设置权重系数,再进行迭代计算,从而降低标志点深度和图像噪声对算法性能的影响。用 MATLAB 仿真实验对比研究了 6 种 PnP 改进算法,结果表明,WIEPnP 算法能有效降低标志点深度的影响并有效降低图像高斯噪声对算法结果的影响,且算法精度和耗时均满足现场应用需求。WIEPnP 的有效性同样在样机实验中得到了验证:样机在 x、y 方向的测量误差均小于 1 mm;在 z 方向,WIEPnP 算法有效降低了深度变化的影响,使 z 方向的绝对误差也不大于 3 mm。可见提出的 WIEPnP 算法在实时性和误差性能方面都具有较好性能,能够满足大多数三维位移实时测量要求。

关键词:计算机视觉;三维位移;EPnP;加权迭代;锅炉膨胀
中图分类号:TP391.41　TH86　TM6　　**文献标识码**:A　　**国家标准学科分类代码**:460.40

Vision based real-time 3D displacement measurement using weighted iterative EPnP algorithm

Wang Jiabao, Zhang Shirong, Zhou Qingya
(*School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430000, China*)

Abstract:The key of monocular vision based 3D displacement measurement is to obtain the camera pose parameters, which can be achieved by solving a perspective n points (PnP) problem. In order to improve the accuracy of PnP algorithm, this paper proposes an improved weighted Iterative EPnP algorithm (WIEPnP). WIEPnP intends to reduce the influence from sign point depth and image noise on the algorithm performance. It is done by setting weight coefficients for sign points and then conducting iterative calculations. MATLAB simulation experiments were carried out for comparative study with 6 PnP algorithms. The results show that the newly proposed WIEPnP can effectively reduce the impacts from the sign point depth and the effect of image Gaussian noise, respectively; and its accuracy and computation time satisfy the field application requirements. Later, the prototype experiments also verify the effectiveness of WIEPnP. In the prototype experiments, measurement errors in x and y directions are convinced to be less than 1 mm. In terms of z direction, the WIEPnP algorithm can effectively reduce the effect of depth changes; thus, the absolute error in z direction is restricted to no more than 3 mm. It can be seen that the WIEPnP algorithm proposed in this paper has good performance in terms of real-time and error; and it can meet the requirements for most real-time 3D displacement measurement.

Keywords:computer vision; 3D displacement; EPnP; weighted iteration; expansion of utility boiler

0　引　言

在工业生产领域,三维变形(位移)常被作为机械结构性能与使用寿命的衡量指标,因此,三维位移测量是结构状态监测的重要内容之一[1]。传统的位移测量方法通常为接触式测量,实行简单但需要人工参与,费时费力且难以实现数字化。随着科学技术的发展,基于光学原理的非接触式自动化三维位移测量方法得到了发展,非接触式测量方法分为激光法与视觉测量法,前者操作简单,

收稿日期:2019-12-29　　Received Date: 2019-12-29
*基金项目:国家自然科学基金面上项目(51475337)资助

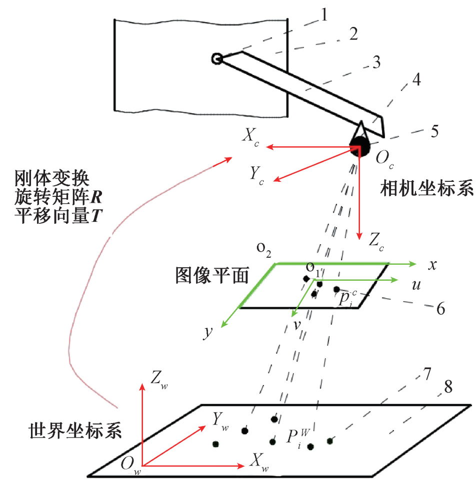
但光路复杂,且容易受气候等外部环境的影响[2],难以实现有效地连续测量。本文基于单目视觉方法研究大型机械结构的三维位移测量,并拟将其用于检测电站锅炉外壁关键点的三维膨胀量。

在单目视觉方法中,工业相机与被测点刚体连接,以视野内固定标志物的世界坐标系为参考,通过求解相机在世界坐标系的三维坐标,即可获得被测点的三维位移量。可见,单目视觉三维位移测量的关键在于获取相机位姿参数,该问题可通过求解 n 点透视问题(perspective-n-points,PnP)获得。PnP 能在已知多对 3D 世界坐标与 2D 像素坐标匹配点的情况下,求解相机坐标系相对世界坐标系的旋转变化量 R 与平移变化量 T。长期以来,PnP 算法及其改进算法在图像测量、计算机视觉、机器人学、AR 等领域都获得了研究关注[3-7]。Fischler 等[8]首次提出 PnP,并证明要获得该问题封闭形式的解,至少需要 3 对世界坐标与像素坐标的匹配点。PnP 分迭代算法与解析算法两类。迭代算法精度较高,但耗时大,如比例正交投影迭代变化(pose from orthography and scaling with iterations,POSIT)算法[9]、正交迭代(orthography iterative,OI)算法[3]等。解析算法时间复杂度小,但对噪声敏感,例如直接线性变化(direct linear transform,DLT)算法[10],OPnP(non-iterative PnP,OPnP)算法[11]与 EPnP 算法[12]等。基于标志位姿迭代算法以 LED 灯为标志物,具有快速迭代收敛性[13]。POSIT 算法结合了正交投影变化(pose from orthography and scaling,POS)算法和迭代算法,使用缩放的正交投影近似透视投影,求解线性系统下相机的旋转矩阵与平移矢量,再迭代循环使用 POS 算法,最终收敛得到精准结果[8]。正交迭代 OI 算法中引入了空间共线性误差概念,相对 POSIT 算法,OI 算法全局收敛性更好,且在初始值不够精确的情况下依然能保证位姿计算的可靠性[3]。加权迭代 OI 算法[14]以加权共线误差为目标函数,降低了测量误差对算法结果的影响。加速迭代 OI 算法[15]将每次迭代过程规整化,降低了计算复杂度。DLT 算法[16]根据多对匹配点构造方程组,利用最小二乘法求解 PnP 问题,算法效率高,但精度受图像噪声影响较大。OPnP 算法将 PnP 问题转化为最优化问题来求解旋转矩阵参数,用非单元四元数参数化旋转矩阵,并由目标函数的一阶最小化条件得到多项式方程组,利用 Grobner 基求解[11]。EPnP 算法引入 4 个非共面虚拟控制点,将求解 2D-3D 的 PnP 问题转化为求解经典的 3D-3D 刚体变化问题,该算法时间复杂度为 $O(n)$,计算结果可靠[12]。EPnP 迭代算法用弱透视投影模型获得初始位姿后,通过迭代优化,提高了 EPnP 算法的鲁棒性[17]。鲁棒 PnP(robust PnP,RPnP)算法基于三角约束将空间参考点分为 3 个子集,采用多项式求解器代替矩阵的线性求解,在标志点处于三维情况、奇异情况与平面情况下均具有良好表现[18]。基于 RPnP 算法,高斯-牛顿迭代鲁棒 PnP(single gaussian-newton robust PnP,SRPnP)算法通过牛顿-高斯法迭代,提高了算法的精度[19]。

在锅炉关键点三维膨胀测量中,考虑标志物在锅炉外壁的安装限制,本文采用平面标志物。结合三维膨胀测量系统的实时性要求,选用时间复杂度小的解析算法。在解析算法中,OPnP 算法耗时相对较多,不适合工业现场实时应用。RPnP 算法与 SRPnP 算法均需要提前获知标志点连线投影最长的边。但在膨胀测量中相机位置实时变化,投影点也随之变化,故难以满足 RPnP 与 SRPnP 算法的适用条件。经过综合分析,本文选用 EPnP 算法求解相机位姿检测锅炉关键点的膨胀量。EPnP 算法时间复杂度较小,但对图像噪声、标志点深度变化较为敏感。鉴于此,本文将在 EPnP 算法的基础上提出一种新的加权迭代算法,以降低图像噪声对结果的影响,在迭代过程中为每个点设置权重,以有效降低标志点深度变化对算法的影响。最后,将用仿真测试和原型样机系统测试来验证本文提出的 EPnP 加权迭代算法。

1　三维位移测量模型

相机成像模型如图 1 所示,相机坐标系与世界坐标系分别表示为(O_c, X_c, Y_c, Z_c)和(O_w, X_w, Y_w, Z_w)。



1. 关键点;2. 锅炉本体;3. 钢架;4. 相机;5. 光源;
6. 标志点投影;7. 标志点; 8. 标志板。

图 1　三维位移检测模型

Fig.1　Model of 3D Displacement Measurement

图 1 中,R 为世界坐标系相对相机坐标系的旋转变换矩阵,其每行每列满足正交关系;T 表示世界坐标系原点在相机坐标系下的三维坐标。设 $P(X_w, Y_w, Z_w)$ 为世界坐标系下任意一点,且在相机坐标系下的对应表示为

$p(X_c,Y_c,Z_c)$,则 P 和 p 之间的坐标关系可以表示为:

$$\begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & T \\ 0^{\mathrm{T}} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_W \\ Y_W \\ Z_W \\ 1 \end{bmatrix} \tag{1}$$

为了简化 P 与 p 的对应过程,一般采用设置标志点的方法。若某标志点的世界坐标(X_w,Y_w,Z_w),通过拍摄并提取该标志点的像素坐标,可得其在像平面上的二维坐标(u,v)。利用 PnP 算法即可从 3D 世界坐标和 2D 像素坐标对中求得 $\boldsymbol{R}$ 和 $\boldsymbol{T}$,获得 $\boldsymbol{R}$ 和 $\boldsymbol{T}$ 后,则可以对式(1)进行反变换,由相机坐标系下坐标计算世界坐标系下的坐标。以图 1 所示锅炉三维膨胀监测为例,标志板固定于钢架上且位于相机视野内。以钢架作为参考,则炉墙关键点的三维膨胀即表现为相机光心 O_c 与标志板之间的三维相对位移。相机坐标系下相机光心 O_c 的坐标取(0,0,0),则其在世界坐标系下坐标可表示为:

$$\begin{bmatrix} X_{W-O_c} \\ Y_{W-O_c} \\ Z_{W-O_c} \end{bmatrix} = \boldsymbol{R}^{-1}\left(\begin{bmatrix} X_{C-O_c} \\ Y_{C-O_c} \\ Z_{C-O_c} \end{bmatrix} - \boldsymbol{T}\right) = -\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{T} \tag{2}$$

式中:坐标($X_{w-O_c},Y_{w-O_c},Z_{w-O_c}$)为相机光心在世界坐标系的三维坐标;$O_c$ 表示各方向坐标变化量即为关键点的膨胀量。

从以上三维位移测量原理可知,标志点匹配是 PnP 求解的前提。本文将标志物刻画在标志板上,如图 1 中 $O_wX_wY_w$ 平面所示。为了后续像素点的检测提取,本文用几个面积不等的矩形为标志物,并将它们的质心作为标志点,如图 2 所示。各标志点的世界坐标可通过离线测量获得,用工业相机实时拍摄标志板图像,再基于几何特征,通过边缘检测与曲线拟合可获得质心的像素坐标,检测过程如图 3 所示。根据像素面积大小关系,实现了世界坐标与像素坐标的匹配。

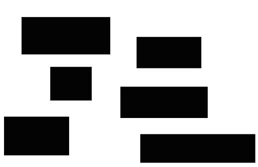


图 2 标志物

Fig.2 Rectangle Sign

匹配多组坐标点后,则可以通过 PnP 算法获得相机位姿参数,进而由式(2)计算三维位移量。可见,PnP 算法求解是计算三维位移量的关键。上文从算法复杂度、适用条件等维度分析了多种 PnP 的改进算法,并选定 EPnP 算法来求解相机位姿,检测关键点的膨胀量。以下将在 EPnP 算法研究基础上进行算法改进,提出一种新的 EPnP 加权迭代算法。

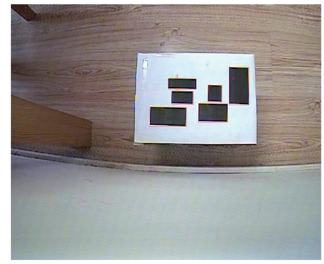


图 3 标志物质心检测

Fig.3 Detection of Rectangle Centroid

2 EPnP 加权迭代算法

2.1 EPnP 算法

EPnP 算法的核心思想是利用 4 个非共面虚拟控制点坐标来线性表示任意一个标志点,理论上 4 个虚拟控制点的世界坐标可随意设定。故相机位姿的求取问题可以转换为先求解该 4 个虚拟控制点在相机坐标系下的坐标,再通过解经典 3D-3D 绝对定位问题[20]来获得相机位姿参数 $\boldsymbol{R}$ 与 $\boldsymbol{T}$。

图 1 中,设标志物中 n 个标志点的世界坐标为 P_i^w ($i=1,2,3,\cdots,n$),对应相机坐标系坐标为 P_i^c($i=1,2,3,\cdots,n$);并设 4 个虚拟控制点的世界坐标为 C_j^w($j=1,2,3,4$),其对应相机坐标系坐标为 C_j^c($j=1,2,3,4$),则如下关系成立。

$$\begin{cases} P_i^w = \sum_{j=1}^{4} a_{ij} C_j^w (i = 1,2,3,\cdots,n) \\ P_i^c = \sum_{j=1}^{4} a_{ij} C_j^c (i = 1,2,3,\cdots,n) \end{cases} \tag{3}$$

式中:每个标志点对应 4 个加权系数 α_{ij}($j=1,2,3,4$),且和为 1。设 P_i^w 对应像素坐标为(u_i,v_i),第 j($j=1,2,3,4$)个虚拟控制点的相机坐标系坐标为(x_j^c,y_j^c,z_j^c),结合像素坐标与相机坐标转化关系[21],当有 n 对空间参考点与像素坐标点对应时,可得 $2n$ 个方程:

$$\boldsymbol{M} \times \boldsymbol{x} = 0 \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{M}$ 是 $2n \times 12$ 的矩阵;向量 $\boldsymbol{x} = [C_1^{c\,\mathrm{T}},C_2^{c\,\mathrm{T}},C_3^{c\,\mathrm{T}},C_4^{c\,\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$,是 12×1 的向量,包含了 4 个虚拟控制点在相机坐标系下的非齐次坐标。方程组式(4)的解 $\boldsymbol{x} \in ker(\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M})$,$\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}$ 的零特征值维数取决于空间参考点的特征(如分布情况、数目等)及相机焦距,且通常选择 1 ~ 4 组零特征值对应的特征向量来求解方程[12]。进而转化为绝对定位问题,可获得相机位姿参数。

EPnP 算法时间复杂度为 $O(n)$,由于使用的虚拟控

制点相互独立,因此适应性较好,适用于三维标志物及平面标志物情况,在普通三维情况下,利用高斯-牛顿优化算法可进一步提高算法精度[22]。

2.2　EPnP 改进算法

在实际测量三维位移时,由运动、气动光学效应等易造成标志点图像模糊[14],使得标志点定位存在不同程度的误差,进而导致异常坐标数据影响 EPnP 位姿结算结果。针对上述问题,本文提出一种 EPnP 加权迭代算法(weighted iterative efficient perspective-n-points, WIEPnP)。WIEPnP 为各标志点误差设置权值,以降低标志点分布情况(深度变化)对结果的影响,还能通过迭代来抑制异常数据和图像噪声对位姿结算的影响。

在 EPnP 算法中,式(4)的求解可以转化为解如下所示的最小二乘问题[23],其目标函数为各标志点的重投影误差之和。

$$(\boldsymbol{R},\boldsymbol{T})_{\mathrm{LS}} = \arg\min \sum_{i=1}^{n} \left\| u_i - \boldsymbol{K}\left(\frac{\boldsymbol{R}\boldsymbol{P}_i^w + \boldsymbol{T}}{\boldsymbol{R}^3\boldsymbol{P}_i^w + \boldsymbol{T}}\right) \right\|^2 \tag{5}$$

式中:u_i 为控制点 $\boldsymbol{P}_i^w$ 的像素非齐次坐标;$\boldsymbol{R}^3$ 为旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的第 3 行;K 为相机外参矩阵,由标定获得。 重投影误差也称几何误差,在 PnP 算法中常被用作优化指标,但由于重投影误差存在未知项($\boldsymbol{R}^3\boldsymbol{P}_i^w+\boldsymbol{T}$),无法进行线性求解[24]。因此,一些 PnP 算法选择了其他目标函数。例如,OI 算法用代数误差作为目标函数,通过迭代计算获得相机位姿。代数误差与几何误差关系如图 4 所示,图 4 中,d_A、d_G 分别表示代数误差和几何误差。

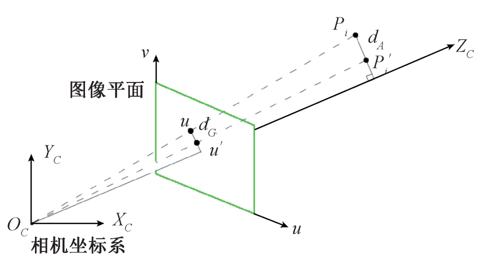


图 4　代数误差与几何误差关系

Fig.4　Relationship between Algebra Errors and Geometry Errors

对于任意一个标志点 P_i,其代数误差与几何误差满足如下关系:

$$d_G = \frac{1}{z_i^c} d_A \tag{6}$$

式中:z_i^c 表示该点在相机坐标系下的 z 轴坐标。可见,代数误差与几何误差成正比,常用标志点的深度 s_i 近似取代 z_i^c。因此,几何误差越大时,代数误差越大;几何误差相同时,标志点的深度越大,代数误差越大。EPnP 算法以几何误差为目标函数,未考虑到点的深度影响,文献[24]将标志点深度 s_i 的倒数作为每个点的代数误差权重,用加权代数误差近似重投影误差,从而降低标志点深度变化对算法结果的影响,其目标函数为:

$$E(R,T) = \min_{R,T} \sum_{i=1}^{n} \left\| \frac{1}{s_i}(I - \hat{\boldsymbol{V}}_i)(\boldsymbol{R}\boldsymbol{P}_i^w + \boldsymbol{T}) \right\|^2 \tag{7}$$

式中:s_i 为标志点 P_i^w 的深度;$\hat{\boldsymbol{V}}_i$ 为投影矩阵,通过下式计算:

$$\hat{\boldsymbol{P}}_i^c = \hat{\boldsymbol{V}}_i(\boldsymbol{R}\boldsymbol{P}_i^w + \boldsymbol{T}) \tag{8}$$

式中:$\hat{\boldsymbol{V}}_i = \hat{\boldsymbol{v}}_i\hat{\boldsymbol{v}}_i^{\mathrm{T}}/\hat{\boldsymbol{v}}_i^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{v}}_i$,其中 $\hat{\boldsymbol{v}}_i = (u_i, v_i, 1)^{\mathrm{T}}$ 为标志点投影到归一化像平面上的像点坐标;$\hat{\boldsymbol{P}}_i^c$ 为标志点在相机坐标系估计坐标。此算法利用标志点深度的倒数作为标志点重投影误差权重值,可降低标志点深度变化对结果的影响,但尚不能解决图像噪声和异常标志点坐标的影响。

实际上,重投影误差体现了图像噪声和标志点深度变化对 PnP 算法结果的综合影响。受图像噪声影响越大的标志点,重投影误差越大,为异常点的可能性越高,且其代数误差也越大。基于此,本文所提的 WIEPnP 算法将基于重投影误差来构建权重系数以协同解决图像噪声、异常标志点及深度变化的影响。

定义每个标志点的误差为 r_i,所有标志点的误差均值为 r。WIEPnP 算法的权值 ω_i 按照 Huber 函数[25]来构建。

$$\omega_i = \begin{cases} 1, & |r_i| \leq r \\ r^2/r_i^2, & |r_i| > r \end{cases} \tag{9}$$

式中:若第 i 个标志点重投影误差 r_i 的绝对值小于均值时,权重系数取 1;当重投影误差的绝对值大于均值时,权重系数小于 1;且误差值越大,权重系数越小,其对整体误差的贡献值也越小。将权重系数融入目标函数,得 WIEPnP 算法的目标函数表达式为:

$$E(\boldsymbol{R},\boldsymbol{T}) = \min_{R,T} \sum_{i=1}^{n} \omega_i \left\| (I - \hat{\boldsymbol{V}}_i)(\boldsymbol{R}\boldsymbol{P}_i^w + \boldsymbol{T}) \right\|^2 \tag{10}$$

式中:ω_i 为标志点 $\boldsymbol{P}_i^w$ 重投影误差的权重,由式(9)确定。

直接求得 WIEPnP 算法的解析解比较困难,以下用迭代计算来求式(10),获得 $\boldsymbol{T}$ 和 $\boldsymbol{R}$。根据极值条件,式(10)关于 $\boldsymbol{R}$ 的偏导数必须为 0,由此可得第 k 次迭代时平移矩阵 $\boldsymbol{T}^k(\boldsymbol{R}^k)$ 关于旋转矩阵 $\boldsymbol{R}^k$ 的函数表达式。

$$\boldsymbol{T}^k(\boldsymbol{R}) = \sum_{i=1}^{n} [\omega_i(I - \hat{\boldsymbol{V}}_i)]^{-1} \sum_{i=1}^{n} [\omega_i(I - \hat{\boldsymbol{V}}_i)]\boldsymbol{R}^k\boldsymbol{P}_i^w \tag{11}$$

将式(11)代入式(10)后,WIEPnP 算法可表示为如式(12)所示最优化问题。

$$\boldsymbol{R}^{k+1} = \arg\min_{R} \sum_{i=1}^{n} \omega_i \left\| (\boldsymbol{R}\boldsymbol{P}_i^w + \boldsymbol{T}(\boldsymbol{R})) - \hat{V}_i(\boldsymbol{R}^k\boldsymbol{P}_i^w + \boldsymbol{T}^k(\boldsymbol{R}^k)) \right\|^2 \tag{12}$$

旋转矩初始值 $\boldsymbol{R}^0$ 由 EPnP 算法获得,之后由式(9)

计算各标志点权值,将新的权值 ω_i 代入式(12)求解最优问题;再更新权值 ω_i,反复迭代以上计算过程。为目标函数设定阈值 ε(通常设置为2~5 mm),当目标函数值小于阈值 ε 时,停止迭代。

WIEPnP 为迭代算法,为了确保全局收敛性,必须满足 $E(\boldsymbol{R}^{k+1}) \leqslant E(\boldsymbol{R}^k)$;其中,$E(\boldsymbol{R}^k)$ 为第 k 次迭代误差。对 WIEPnP 的收敛条件进行验证。定义第 $i(i=1,2,3,\cdots,n)$ 个标志点 $\boldsymbol{P}_i^w$ 的相机坐标系坐标为 q_i,定义第 k 次迭代后 q_i 表示为 q_i^k,由文献[14]可得:

$$E(\boldsymbol{R}^{k+1}) \leqslant E(\boldsymbol{R}^k) - \sum_{i=1}^{n} \omega_i \| \hat{\boldsymbol{V}}_i q_i^{k+1} - \hat{\boldsymbol{V}}_i q_i^k \|^2 \quad (13)$$

式中:不等式右边第 2 项在目标函数未达到最小值时恒不为 0。因此,$E(\boldsymbol{R}^{k+1}) \leqslant E(\boldsymbol{R}^k)$ 条件成立,即 WIEPnP 算法满足全局收敛性。为了更加具体化表达 WIEPnP 算法的流程,WIEPnP 算法伪代码如下所示。

WIEPnP 算法

Algorithm:($\boldsymbol{R}$, $\boldsymbol{T}$, *err*) = WIEPnP (*x3d_h*, *x2d_h*, *K*, *epsilon*, *maxIteration*)

Input:

1)*x3d_h*:标志点世界坐标

2)*x2d_h*:标志点像素坐标

3)$\boldsymbol{K}$:相机内参矩阵

4)*epsilon*:目标函数设定阈值

5)*maxIteration*:最大迭代次数

Output:

1)$\boldsymbol{R}$:旋转矩阵 2)$\boldsymbol{T}$:平移矩阵

3)*err*:重投影误差

(1)%基于 EPnP 算法求解旋转矩阵初值 $\boldsymbol{R}^0$

R^0 = INITIAL_POSE(*x3d_h*, *x2d_h*, $\boldsymbol{K}$)

(2)%根据旋转矩阵 R^k 计算平移矩阵 $\boldsymbol{T}^k$,参考式(11);首次迭代时初始化各点误差权重系数均为 1,参考式(9)

$\boldsymbol{T}^k$ = Get_Translation ($\boldsymbol{R}^k$)

(3)%计算各标志点的视线投影矩阵及视线投影坐标;参考式(8)

For i=1:size(*x3d_h*,2)

$\boldsymbol{V}$(:,:,i) = CACULATE_Matrix(*x2d_h*)

$\boldsymbol{Q}$(:,:,i) = CACULATE_Point($\boldsymbol{V}$(:,:,i), *x3d_h*, $\boldsymbol{R}^k$, $\boldsymbol{T}^k$)

End For

(4)%构建矩阵 $\boldsymbol{F}$,通过 SVD 分解求解绝对定位问题,得第 k+1 次迭代的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}^{k+1}$,参考绝对定位问题[23]

(5)%计算各标志点加权误差,基于 Huber 函数重新计算各点的权重系数;参考式(9)

err = CACULATE_Error(Q, *x3d_h*, $\boldsymbol{T}^k$, R^{k+1})

Average_err = SUM($W(i)$ * *err*(i))/size(*x3d_h*,2)

W = Weight(*err*(i), *Average_err*)

(6)%返回步骤(2),更新权重系数,反复迭代,直至 *Average_err* 小于 *epsilon*,停止迭代,得到旋转矩阵 $\boldsymbol{R}^{k+1}$,计算平移矩阵 $\boldsymbol{T}^{k+1}$,参考式(11)

Goto step(2)

If(*Average_err* < *epsilon*) break;

$\boldsymbol{T}^{k+1}$ = Get_Translation ($\boldsymbol{R}^{k+1}$)

7)%获得旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 与平移矩阵 $\boldsymbol{T}$

$\boldsymbol{R}=\boldsymbol{R}^{k+1}$;$\boldsymbol{T}=\boldsymbol{T}^{k+1}$

---

3 算法验证

以下将分别通过仿真实验和样机系统实验来对 WIEPnP 算法进行验证。为了评估算法的性能,在仿真实验中将对比多种 PnP 算法。如表 1 所示。

表 1 对比的 PnP 算法

Table 1 Other PnP Algorithms for comparison

算法	描述	算法	描述
LHM	经典的迭代算法,全局收敛	EPnP+GN	EPnP 算法基础上进行牛顿-高斯优化
RPnP	可靠性较好的非迭代 PnP 算法	DLS	直接最小二乘算法
OPnP	适应性较好的非迭代算法	SRPnP	高斯-牛顿优化的 RPnP 算法

3.1 仿真实验

仿真实验在 MATLAB 平台上开展。设置虚拟摄像机的内参等效焦距 f=800,像素分辨率为 640 pixel×480 pixel;合成多对 3D-2D 匹配点,其在相机坐标系 x、y、z 范围分别为[−2,2] mm×[−2,2] mm×[4,8] mm,误差计算方式为:

$$E_{\mathrm{rot}}(dgrees) = \max_{k\in\{1,2,3\}} \cos^{-1}(\boldsymbol{R}_{k,\mathrm{true}}^{\mathrm{T}}, \boldsymbol{R}_k) \times \frac{180}{\pi} \quad (14)$$

$$E_{\mathrm{t}}(\%) = \| t_{\mathrm{true}} - t \| / t \quad (15)$$

式中:$\boldsymbol{R}_k$ 为旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的第 k 列。以下将从标志点数目、深度比、高斯噪声影响这 3 个方面对算法进行对比研究。

1)标志点数目实验

首先研究标志点对算法性能的影响。取标志点数目范围为 4~100,并在像素坐标上添加均值为 0,标准差为 2 pixel 的高斯噪声。取步长为 4,按照升序在每个标志点数目上分别用以上 7 种 PnP 算法进行 1 000 次随机独立实验,得到点数目-时间曲线,如图 5 所示,并得到图 6 所示点数目-误差曲线。

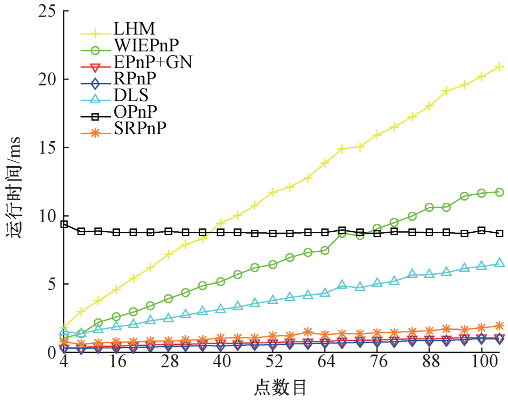
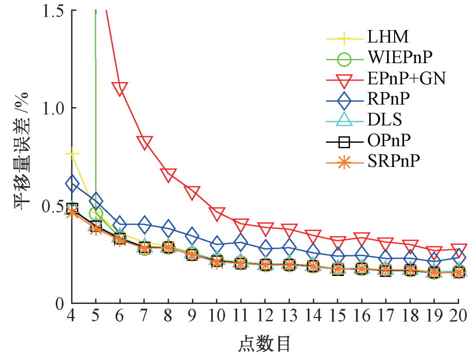


图 5　点数目对运行时间的影响

Fig.5　Effect on computation time from point number

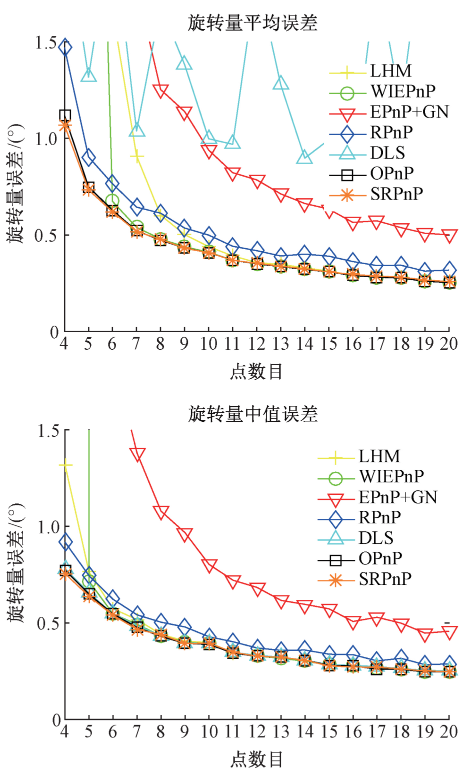


(b) 点数目对平移量误差的影响

(b) The effect of the number of points on the translation error

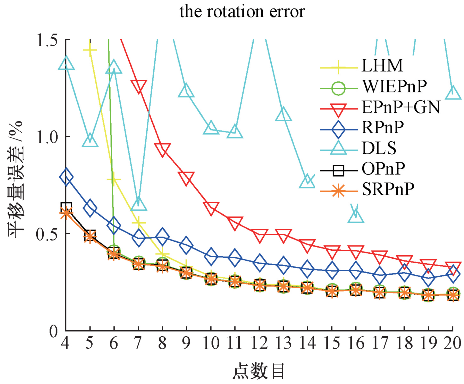
图 6　点数目的影响

Fig.6　Effect on result from point number



(a) 点数目对旋转量误差的影响

(a) The effect of the number of points on the rotation error



从图 5 可以看出,WIEPnP 算法、LHM 算法和 DLS 3 种算法的耗时随标志点数目的增加较明显,而其余几种算法的耗时对标志点数目不敏感。当标志点数目取值小于 8 时,WIEPnP 算法的耗时大于 EPnP+GN、RPnP、SRPnP 算法,但差值在 2 ms 内。WIEPnP 算法旨在用于锅炉三维膨胀量实时测量,膨胀量的采样周期大于 2 s。因此,WIEPnP 虽不是耗时最短的算法,但完全满足现场应用需求。

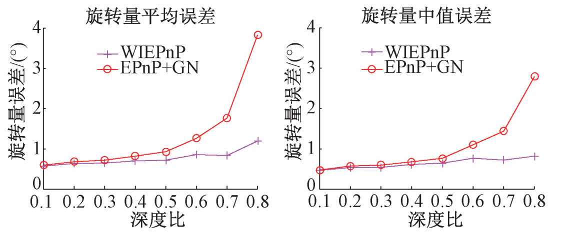
从图 6 可以看出,在 7 种 PnP 算法中,SRPnP 算法精度最佳。当标志点小于 6 时,WIEPnP 算法的精度较差,而当标志点数目大于等于 6 时,WIEPnP 算法的精度接近 SRPnP。且在图 6 所示的标志点范围内,WIEPnP 算法精度始终优于原始 EPnP+GN 算法。需要说明的是,SRPnP 算法精度好但需要提前得知标志点连线最长投影。在此处 MATLAB 仿真实验中,该条件成立,但在实际膨胀测量中则无法保证该条件。

2)深度比实验

然后研究深度比对算法性能的影响,设置最大深度为 150 mm。由图 6 可知,当点数过少时,各种 PnP 算法均存在误差问题。为解除点数目与深度比的耦合响应,以便单独研究深度比变化对算法结果的影响,宜选择较大的点数目。同时,标志点数目充足也可以保证一组标志点中深度分布的均匀性。本实验取标志点数目为 80,深度比 z_{min}/z_{max} 变化范围为 0.1~0.8;并为标志点添加均值为 0,标准差为 1 pixel 的高斯噪声。

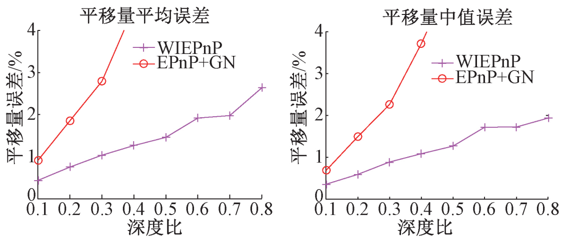
WIEPnP 为基于 EPnP 的改进算法,本文实验先对比研究 WIEPnP 和原始 EPnP+GN 算法以评估算法的改进效果。取步长为 0.1,按照升序在每个深度比分别对 WIEPnP 算法与 EPnP+GN 算法进行 500 次独立实验,得到深度比-误差曲线如图 7(a)、(b)所示。结果表明,WIEPnP 算法在旋转角度均值误差、旋转角度中值误差、

平移量均值误差及平移量中值误差方面表现明显优于 EPnP+GN 算法。



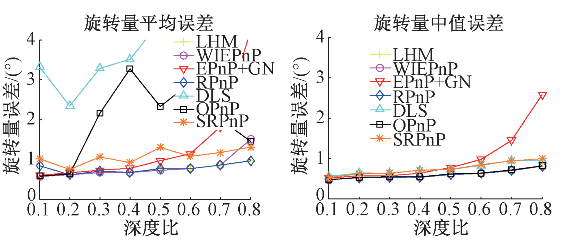
(a)深度比对旋转量误差的影响(两种算法)

(a) The effect of the ratio of depth on the rotation error (2 algorithms)



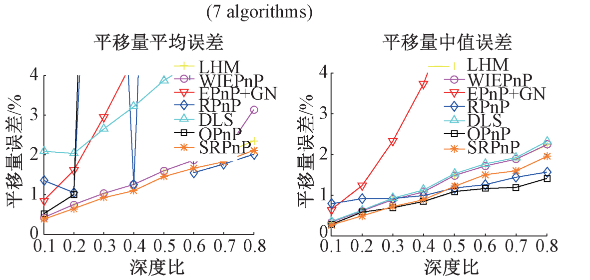
(b) 深度比对平移量误差的影响(两种算法)

(b) The effect of the ratio of depth on the translation error (2 algorithms)



(c)深度比对旋转量误差的影响(7种算法)

(c) The effect of the ratio of depth on the rotation error (7 algorithms)



(d) 深度比对平移量误差的影响(7种算法)

(d)The effect of the ratio of depth on the translation error (7 algorithms)

图 7　标志点深度比的影响

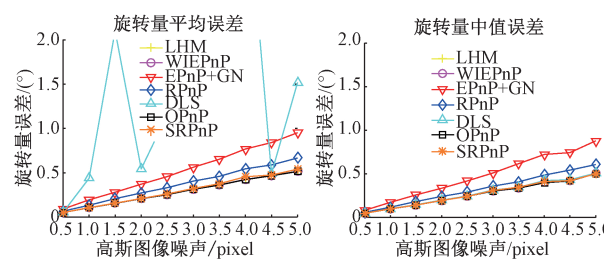
Fig.7　Effect on result from ratio of depth

从图 7(a)、(b)可以看出,在深度比小于 0.4 时,WIEPnP 算法与 EPnP+GN 算法的旋转误差接近,但平移误差始终有所差距。当深度比范围为 0.4~0.8 时,WIEPnP 算法始在旋转误差和平移误差两方面均明显优于 EPnP+GN 算法,能有效降低标志点的深度对算法结果的影响。接下来再进行 WIEPnP 与其他 PnP 改进算法的性能对比研究。在上述同等实验条件下,本文分别再对 WIEPnP 算法与其他经典 PnP 算法进行 500 次独立实验,得到深度比-误差曲线如图 7(c)、(d)所示。

从图 7(c)、(d)可以看出,相比其他 PnP 算法,EPnP+GN 算法受点深度变化的影响较大;而本文的改进算法 WIEPnP 算法则较好地解决了此问题。从旋转误差和平移误差两方面综合评价,SRPnP 算法性能相对较好,受标志点深度变化影响较小。图 7(c)、(d)还表明 WIEPnP 算法性能与 SRPnP 算法接近,也能有效降低标志点深度的影响。

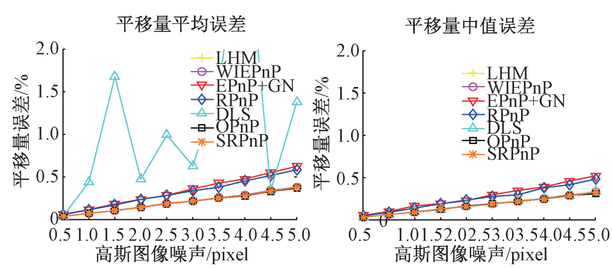
3)高斯噪声实验

图像噪声也会对 PnP 算法性能造成影响。本文实验固定标志点深度比为 0.3,标志点的数目为 80,研究图像噪声对算法性能的独立影响。取均值为 0 且标准差变化范围为 0.5~5 pixel 高斯噪声,对比研究高斯噪声对 WIEPnP 算法与其他经典 PnP 算法的影响。取步长为 0.5 pixel,在随高斯噪声标准差变化的每个水平上进行 1 000 次独立实验,得到高斯噪声-误差曲线如图 8 所示。



(a) 高斯噪声对旋转量误差的影响

(a) The effect of the Gaussian noise on the rotation error



(b) 高斯噪声对平移量误差的影响

(b)The effect of the Gaussian noise on the translation error

图 8　高斯噪声的影响

Fig.8　Effect on result of gaussian noise

从图 8 可以看出,WIEPnP 算法受高斯噪声影响较小,算法误差与目前精度较好的 SRPnP 算法基本一致,明显优于原始 EPnP+GN 算法,因此,WIEPnP 算法降低了图像高斯噪声对算法结果的影响。

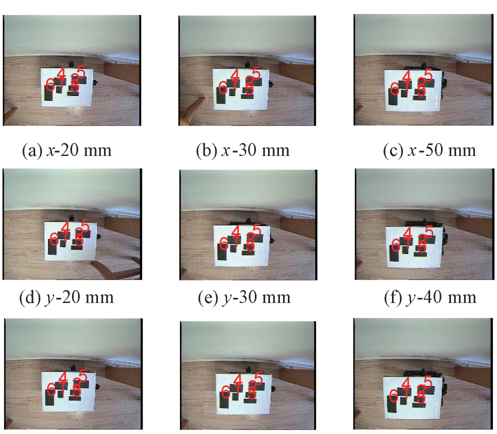
MATLAB 仿真实验表明:(1)当标志点数目大于等于 6 时,WIEPnP 算法精度较高且算法耗时满足现场应用需求;(2)WIEPnP 算法能有效降低标志点深度的影响;(3)WIEPnP 算法能有效降低图像高斯噪声对算法结果的影响。综合而言,本文提出的 WIEPnP 算法更加适合三维膨胀实时测量的需求。以下将 WIEPnP 算法应用

于实验室样机系统,研究该算法在三维膨胀中的综合性能。

3.2　样机系统实验

通过仿真实验验证了 WIEPnP 算法适合锅炉的三维膨胀测量,本文在实验室搭建了单目视觉三维膨胀测量样机系统以进一步验证算法的可行性。在样机系统中,标志板固定于三维位移平台,平台的三维位移模拟锅炉关键点的膨胀。实验采用 CCD 相机为测量元件,相机焦距为 3.6 mm,相机内参通过棋盘格标定获得。三维位移平台具有 3 个方向的标尺,可以读出精确的三维位移量,以与视觉测量结果进行对比,评估视觉测量的误差性能。

实验中,先调整三维位移平台使标志板处于某一位置,记录此时的标尺读数,并拍摄 3 幅图像用于膨胀测量,获得 3 个测量结果,如表 2 中“测量值 1”~“测量值 3”所示。再单独调整某方向(如 x 方向-20 mm)位移到另一位置,记录位移读数并拍摄 3 幅图像。实验分别在 3 个方向上各取了 3 个位置进行验证,获得了共 27 幅图像,图 9 为每个位置仅列出了 1 幅图像,每幅图像的大小为 720 pixel×576 pixel。实验中的标志板上刻画了面积大小不同的 6 个矩形作为标志,通过边缘检测与曲线拟合可获得各矩形质心的像素坐标,然后根据像素面积大小关系,完成像素坐标与世界坐标的匹配。再利用 WIEPnP 算法计算相机位姿,由式(2)计算三维膨胀量,实验结果如表 2 所示。为证明 WIEPnP 算法在实际测量中实时性满足需求,本文实验统计了每幅图像由预处理至获得三维膨胀量所耗时长,记录结果如表 3 所示。



(a) x-20 mm　(b) x-30 mm　(c) x-50 mm
(d) y-20 mm　(e) y-30 mm　(f) y-40 mm
(g) z-20 mm　(h) z-30 mm　(i) z-70 mm

图 9　测量图像

Fig.9　True images from the camera

由表 2 可以看出,在样机测量系统中,x、y 方向测量值较准确,绝对误差小于 1 mm;z 轴方向上的误差略大于 x、y 方向,这是因为 z 轴方向受深度变化影响较大,这也是传统 EPnP 算法必然存在的问题。本文实验采用 WIEPnP 算法,该算法的加权迭代过程能有效降低深度变化的影响,使得 z 轴方向的绝对误差小于 3 mm。由表 3 可以看出,在样机测量系统中,27 幅图像三维位移测量耗时均值为 0.76 s,方差为 0.16,各幅图像测量耗时波动性较小,且单幅图像测量耗时均小于 1.5 s,而实际锅炉膨胀量的采样周期大于 2 s,因此,WIEPnP 算法在实际测量中满足实时性要求。

表 2　样机系统三维位移测量实验

Table 2　3D displacement measurement experiment with the prototype system

mm

方向	图像编号	位移标尺读数	膨胀量			平均绝对误差
			测量值 1	测量值 2	测量值 3	
x 方向	a	20.00	20.37	20.51	20.23	0.37
	b	30.00	30.02	30.02	30.09	0.04
	c	50.00	49.78	49.90	49.86	0.15
y 方向	d	20.00	20.08	20.01	19.91	0.06
	e	30.00	30.30	30.22	30.27	0.26
	f	40.00	39.98	39.39	39.67	0.32
z 方向	g	20.00	21.19	23.13	24.58	2.97
	h	30.00	30.03	31.04	31.75	0.94
	i	70.00	70.19	72.23	71.17	1.20

表 3　样机系统测量耗时实验

Table 3　The time of measurement experiment with the prototype system

s

方向	图像编号	耗时			平均耗时
		测量值 1	测量值 2	测量值 3	
x 方向	a	0.78	1.05	0.70	0.84
	b	0.56	0.65	0.35	0.52
	c	0.68	0.82	0.61	0.70
y 方向	d	0.83	0.87	0.62	0.77
	e	0.83	0.78	0.67	0.76
	f	0.92	0.85	0.65	0.81
z 方向	g	0.99	0.96	0.75	0.90
	h	0.92	1.01	0.76	0.90
	i	0.61	0.83	0.59	0.68
方差			0.16		0.76

4　结　　论

本文针对电站锅炉外壁关键点的三维膨胀测量需求,提出了一种基于视觉 EPnP 加权迭代算法的三维位

移实时测量方法。该方法以 PnP 算法为核心,通过 PnP 算法计算相机位姿,进而计算相机相对固定钢架的三维膨胀。为了提高所选的 EPnP 算法精度,本文提出一种改进的 EPnP 加权迭代算法 WIEPnP。WIEPnP 通过对标志点设置权值,再进行迭代计算。MATLAB 仿真实验证明,改进的 WIEPnP 算法的精度和耗时满足现场应用需求,能有效降低标志点深度的影响并有效降低图像高斯噪声对算法结果的影响。样机实验表明,采用 WIEPnP 算法的三维膨胀测量可在 x、y 方向获得小于 1 mm 的测量误差。在 z 方向,WIEPnP 算法的加权迭代过程能有效降低深度变化的影响,使得 z 方向的绝对误差小于 3 mm,且测量耗时均值小于实际锅炉膨胀量的采样周期。总之,本文提出的 WIEPnP 算法在实时性和误差性能方面均可满足电站锅炉外壁关键点的三维膨胀测量要求。该算法也可为其他三维位移实时测量应用的提供有效参考。

参考文献

[1] 尚洋,于起峰,关棒磊,等. 大型结构变形监测摄像测量研究进展[J]. 实验力学, 2017, 32(5): 593-600.
SHANG Y, YU Q F, GUAN B L, et al. Research process in large-scale structural deformation monitoring camera measurement [J]. Experimental Mechanics, 2017, 32(5):593-600.

[2] 周保兴,岳建平,张磊,等. 基于地面三维激光扫描技术的建筑物整体位移监测[J]. 测绘通报, 2013 (10): 76-79.
ZHOU B X, YUE J P, ZHANG L, et al. Displacement monitoring of buildings based on ground three-dimensional laser scanning technology[J]. Surveying and Mapping, 2013(10):76-79.

[3] LU C P, HAGER G D, MJOLSNESS E. Fast and globally convergent pose estimation from video images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(6): 610-622.

[4] HMAM H, KIM J. Optimal non-iterative pose estimation via convex relaxation[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(11): 1515-1523.

[5] FRIKHA R, EJBALI R, ZAIED M. Camera pose estimation for augmented reality in a small indoor dynamic scene[J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(5): 053029.

[6] 张慧娟,熊芝,劳达宝,等. 基于 EPNP 算法的单目视觉测量系统研究[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(5): 517005-0517005 (6).
ZHANG H J, XIONG ZH, LAO D B, et al. Research on monocular vision measurement system based on EPNP algorithm[J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(5): 517005-0517005.

[7] GAI S, JUNG E J, YI B J. Multi-group localization problem of service robots based on hybrid external localization algorithm with application to shopping mall environment[J]. Intelligent Service Robotics, 2016, 9(3): 257-275.

[8] FISCHLER M, BOLLES R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395.

[9] 王粟,朱飞. 采用 POSIT 算法的中餐宴会台面的测距方法[J]. 现代电子技术,2019,42(19):139-143,148.
WANG S, ZHU F. Method for distance measurement between Chinese food banquet tables using POSIT algorithm[J]. Modern Electronic Technology, 2019, 42(19):139-143,148.

[10] ABDEL-AZIZ Y I, KARARA H M, HAUCK M. Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2015, 81(2): 103-107.

[11] ZHENG Y, KUANG Y, SUGIMOTO S, et al. Revisiting the PNP problem: a fast, general and optimal solution[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 2344-2351.

[12] LEPETIT V, MORENO-NOGUER F, FUA P. EPNP: An accurate o (n) solution to the PnP problem[J]. International journal of computer vision, 2009, 81(2): 155.

[13] 刘进博,郭鹏宇,李鑫,等. 基于点对应的相机姿态估计算法性能评价[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 121-130.
LIU J B, GUO P Y, LI X, et al. Performance evaluation of camera attitude estimation algorithm based on point correspondence[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(5): 121-130.

[14] 周润,张征宇,黄叙辉. 相机位姿估计的加权正交迭代算法[J]. 光学学报, 2018, 38(5):193-199.
ZHOU R, ZHANG ZH Y, HUANG X H. Weighted Orthogonal Iterative Algorithm for camera pose estimation[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38 (5): 193-199.

[15] 李鑫,龙古灿,刘进博,等. 相机位姿估计的加速正交迭代算法[J]. 光学学报,2015,35(1):266-273.
LI X, LONG G C, LIU J B, et al. Accelerated orthogonal iterative algorithm for camera pose estimation[J]. Acta Optica Sinica, 2015,35(1):266-273.

[16] ABDEL-AZIZ Y I, KARARA H M, HAUCK M. Direct

linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2015, 81(2): 103-107.

[17] 陈鹏,王晨骁. IEPnP:一种基于 EPnP 的相机位姿迭代估计算法[J]. 光学学报, 2018, 38(4):138-144.
CHEN P, WANG CH X.IEPnP: An iterative estimation algorithm for camera pose based on EPnP[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(4):138-144.

[18] LI S, XU C, XIE M. A robust O(n) solution to the perspective-n-point problem[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 34(7): 1444-1450.

[19] WANG P, XU G, CHENG Y, et al. A simple, robust and fast method for the perspective-n-point problem[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 108(6):31-37.

[20] SCHWEIGHOFER G, PINZ A. Robust pose estimation from a planar target[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2006, 28(12): 2024-2030.

[21] 尚砚娜,石晶欣,赵岩,等. 大型结构体裂缝检测中的定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2017,38(3):681-688.
SHANG Y N, SHI J X, ZHAO Y, et al. Positioning method in crack detection of large structures[J]. Journal of Scientific Instrument,2017,38(3):681-688.

[22] MORENO-NOGUER F, LEPETIT V, FUA P. Accurate non-iterative O(n) solution to the PnP problem[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017:1-8.

[23] 禹鑫燚,朱熠琛,詹益安,等. SLAM 过程中的机器人位姿估计优化算法研究[J]. 高技术通讯,2018, 28(8):712-718.
YU X Y, ZHU Y CH, ZHAN Y AN, et al. Research on optimization algorithm of robot pose estimation in SLAM process[J]. Chinese High Technology Letters, 2018, 28(8):712-718.

[24] 杨森,吴福朝. 摄像机位姿的加权线性算法[J]. 软件学报,2011,22(10):2476-2487.
YANG S, WU F CH. Weighted linear algorithm for camera pose[J]. Journal of Software, 2011,22(10): 2476-2487.

[25] DU Z, ROBLES-KELLY A, LU F. Robust surface reconstruction from gradient field using the L1 norm[C]. IEEE International Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications, 2007:203-209.

作者简介

张世荣,1998 年于武汉水利电力大学获得学士学位,2001 年于武汉大学获得硕士学位,2007 年于华中科技大学获得博士学位,现为武汉大学副教授,硕士生导师,主要研究方向为检测技术与智能系统。
E-mail:srzhang@ whu.edu.cn

Zhang Shirong received his B. Sc. degree from Wuhan University of Hydraulic and Electric Power in 1998, M. Sc. degree from Wuhan University in 2001, and Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2007. Now he is an associate professor at Wuhan University. His main research interests include detection technology and intelligent system.

汪佳宝(通信作者),2018 年于华中农业大学获得学士学位,目前为武汉大学硕士研究生,主要研究方向为检测技术与系统。
E-mail:jiabaowang@ whu.edu.cn

Wang Jiabao (Corresponding author), receivedhis B. Sc. degree from Huazhong Agricultural University in 2018. Now he is a M. Sc. candidate in Wuhan University. His main research interests include detection technology and system.