

基于点对应的相机姿态估计算法性能评价

刘进博^{1,2} 郭鹏宇^{1,2} 李 鑫^{1,2} 张小虎^{1,2}

¹国防科学技术大学航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073

²图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410073

摘要 基于点对应的相机姿态估计算法缺少科学的性能评价方法,增加了工程应用中算法选择的难度。针对该问题,提出了在特定代价函数下的相机姿态估计算法性能评价方法,主要包括 3 个性能评价参数:精度、效率和存在区域最优解成功率。其中,区域最优解不同于局部最优解,若给定区域为代价函数定义域,则区域最优解等价于全局最优解。着重阐述了存在区域最优解的判断方法,以角度残差为基础建立代价函数,利用姿态矩阵计算代价函数的 Hessian 矩阵下界,若 Hessian 矩阵下界半正定,则代价函数在以该姿态矩阵为中心、大小由像点噪声模型确定的邻域内为凸函数,即存在区域最优解。借助仿真实验平台,对 9 种经典相机姿态估计算法进行了性能评价。结果表明,RPnP+LHM 算法的综合性能最优。

关键词 机器视觉; 相机姿态估计; 性能评价; 区域最优解; Hessian 矩阵下界

中图分类号 O436 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0515002

Evaluation Strategy for Camera Pose Estimation Algorithm Based on Point Correspondences

Liu Jinbo^{1,2} Guo Pengyu^{1,2} Li Xin^{1,2} Zhang Xiaohu^{1,2}

¹College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology,
Changsha, Hunan 410073, China

²Human Key Laboratory of Videometrics and Vision Navigation, Changsha, Hunan 410073, China

Abstract Camera pose estimation algorithm based on point correspondence is lack of scientific performance evaluation method, which increases the selection difficulty for algorithms in the engineering applications. Aimed at the problem, the evaluation strategy for camera pose estimation algorithm under specific cost function is put forward, mainly including three performance evaluation parameters: precision, efficiency and success rate of domain optimal solution. Domain optimal solution is different from local optimal solution. If a given area is at the definition domain of cost function, the optimal solution of this area is equivalent to the global optimal solution. The judgment method of domain optimal solution is described emphatically, the cost function is set up based on angle residual, and the lower bound Hessian matrix of cost function is calculated using attitude matrix. If lower bound of Hessian matrix is positive semi-definite, the cost function is convex function in the neighborhood that centers on pose matrix and the size is confirmed by the image point noise model. There exists optimal solution in given domain. In virtue of simulation experimental platform, nine classical camera pose estimation algorithms performance are evaluated. Results indicate that the comprehensive performance of RPnP+LHM method is the best.

Key words machine vision; camera pose estimation; evaluation strategy; domain optimal solution; lower bound of Hessian matrix

OCIS codes 150.1488; 120.4820; 110.2960

收稿日期: 2015-11-25; 收到修改稿日期: 2015-12-24

基金项目: 国家自然科学基金(11272347, 11072263)

作者简介: 刘进博(1988—), 男, 博士研究生, 主要从事近景摄影测量方面的研究。E-mail: liujinbo_nudt@hotmail.com

导师简介: 张小虎(1973—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事空天图像测量与视觉导航方面的研究。

E-mail: zXH1302@hotmail.com

1 引言

相机的姿态估计问题是透视 n 点定位 (PNP) 问题中的一类特殊情况,具体可描述为:在相机内参数和像差系数已知的条件下,拍摄 1 幅包含 N 个空间点的图像,已知空间点三维坐标,通过图像分析得到各目标点对应的像点坐标,计算空间坐标系与相机坐标系之间的相对姿态关系^[1]。利用相机可以实现对仪器安装平台的晃动测量^[2]和船体的形变测量^[3],而相机的姿态估计则是影响其测量精度的重要因素之一。

用于求解 PNP 问题的位姿估计算法同样适用于相机的姿态估计,该算法可分为两类:1)线性算法。直接线性变换法(DLT)利用三维空间点与二维像点的对应关系,以相机位置与姿态矩阵元素作为待求解参数,建立齐次线性方程组求解相机位姿,在具有大量空间点的配置下,DLT 可以获得相对精确的结果^[4];EPnP 算法将异面空间点用加权的 4 个虚拟控制点之和(共面情况下需要 3 个虚拟控制点)表示,根据空间点之间的距离旋转不变性,求出虚拟控制点分别在空间坐标系和相机坐标系中的三维坐标,进而利用绝对定向确定相机位姿,空间点的个数对 EPnP 算法的计算效率影响很小^[5];RPnP 算法的核心思想是将参考点划分为 3 点子集,以三角约束为基础构造代价函数,并对代价函数求导确定相机位姿的最优解,RPnP 适用于共面配置、异面配置与准奇异配置的 PNP 问题,而且能够在较少冗余点的情况下得到相对精确的结果^[6]。2)非线性算法。非线性算法通过不同的迭代策略最小化代价函数,得到相机位姿的精确解,该代价函数可以定义在图像空间,也可以定义在目标空间。Lu 等^[7]以观测视线投影误差为基础建立代价函数,并证明了其具有全局收敛性;比例正交投影迭代变换(POSIT)算法采用轮流计算位姿与深度相关的比例因子的策略,反复地线性计算有尺度的正射投影的相机位姿^[8];gOp 方法以物方残差平方和为代价函数,将 PNP 问题转化为半正定规划(SDP)问题,通过 SDP 求解相机位姿^[9];Hartley 等^[10]利用遍历搜索空间和分支定界的方法寻找无穷范数的全局最优解,计算量巨大。

线性算法一般耗时较短,计算复杂度低,但计算精度和稳定性在实践中低于非线性算法;非线性算法通过最小化几何距离的代价函数,可以获得较为精确的相机位姿结果,但代价函数的局部极值导致不稳定性和较大的计算量。

在工程应用中,相机的姿态估计算法是系统的核心,选择合适的相机姿态估计算法尤为重要。但是,目前尚没有对算法性能进行科学评价的方法,针对该问题,本文给出了相机姿态估计算法的性能评价参数,能够较为全面地反映相机姿态估计算法的性能。

2 性能评价方法

相机姿态估计算法的性能评价参数有精度、效率与存在区域最优解成功率。精度,即相机姿态估计算法解算结果与相机真实姿态的差异;效率,即相机姿态估计算法的计算耗时;存在区域最优解成功率,即在给定区域内获得最优解的能力。工程应用中,可结合实际需求:1)若存在精度与效率满足要求的算法,则直接应用;2)若不存在,可将性能最优算法的计算结果作为初值,以角度残差为代价函数进行非线性优化。

2.1 性能评价参数

在相机姿态估计问题中,以物方残差、像方残差或角度残差的 2 范数建立的代价函数一般不具有凸函数的性质,通常具有多个局部极小值,如图 1 所示。 D_1 为 2.2.1 节定义的误差椭球区域大小,姿态矩阵 R_i 为误差椭球的中心。 D_1 内对应的相机姿态矩阵精度较高,且该区域内代价函数具有凸函数的性质,通过非线性优化可以收敛到全局最优解。 D_2 内对应的相机姿态矩阵具有一定的精度,但该区域内的代价函数不具有凸函数的性质,无法判断非线性优化后能否收敛到全局最优解,如红色虚线部分所示。 D_3 内对应的代价函数虽然具有凸函数的性质,但相机姿态矩阵误差较大,经过非线性优化只能收敛到局部最优解。区域最优解的概念,即在给定区域内的最优解,若给定区域为代价函数定义域,则区域最优解等价于全局最优解。由以上分析可知,最优的相机姿态估计算法应该具有以下 3 个性质:

- 1) 相机姿态矩阵求解精度较高,保证误差椭球分布在全局最优解附近;
- 2) 存在区域最优解成功率较高,保证在误差椭球决定的区域内代价函数具有凸函数的性质;
- 3) 耗时短,保证算法的计算效率。

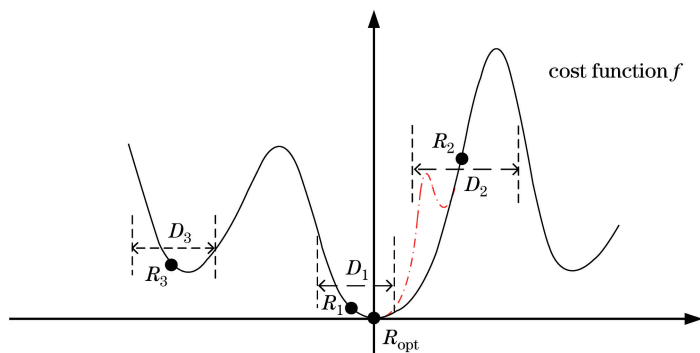


图 1 代价函数示意图

Fig. 1 Schematic of cost function

利用性能评价参数对相机姿态估计算法进行综合排序,为工程应用中算法的选择提供科学的依据。若算法精度满足要求,则将解算结果直接作为相机姿态估计的最终结果;若精度不满足要求,则将算法解算结果作为初值进行非线性优化,将非线性优化结果作为相机姿态估计最终结果。

综上所述,给出基于本文方法的相机姿态估计算法性能评价流程,如图 2 所示。借助数字仿真实验平台很容易实现精度与效率的评估。

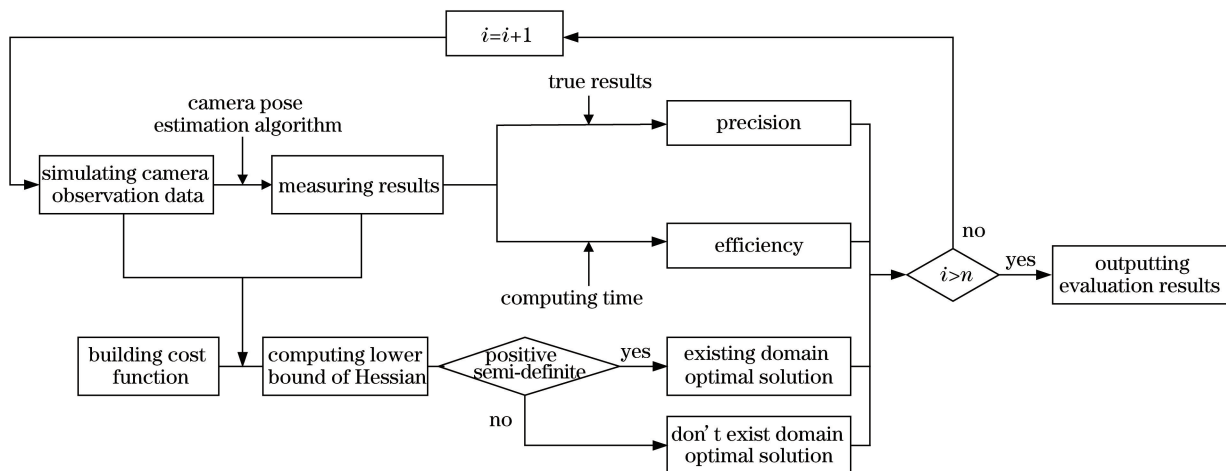


图 2 相机姿态估计算法性能评价流程

Fig. 2 Flow chart of performance evaluation for camera pose estimation algorithm

2.2 姿态矩阵存在区域最优解判断方法

存在区域最优解的判断方法核心思想是:以角度残差为基础建立代价函数,利用姿态矩阵计算代价函数的 Hessian 矩阵下界,若 Hessian 矩阵下界半正定,则代价函数在以该姿态矩阵为中心、大小由像点噪声模型确定的邻域内为凸函数,即存在区域最优解。

2.2.1 相关定义

凸集:若 $x, y \in C$,对于任意 $\lambda (0 \leq \lambda \leq 1)$ 都满足 $\lambda x + (1 - \lambda)y \in C$,则 C 为凸集。

凸函数:若函数 f 的定义域 C 为凸集、值域为 R ,对于任意 $x, y \in C$,都有

$$f[\lambda x + (1 - \lambda)y] \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y), 0 \leq \lambda \leq 1, \quad (1)$$

则函数 f 为凸函数。

Hessian 矩阵常作为函数 f 是否为凸函数的重要判据:若 Hessian 矩阵是半正定的,则函数 f 为凸函数。

2.2.2 基本原理

假定相机符合中心透视投影模型,且内参数已事先标定,重投影模型如图 3 所示。空间点 P_i 在世界坐标系中的坐标为 $P_i^W = (X_i^W, Y_i^W, Z_i^W)^T$,在相机坐标系中的坐标为 $P_i^C = (X_i^C, Y_i^C, Z_i^C)^T$, P_i 在图像上像素坐标的齐次坐标为 $p_i^l = (x_i^l, y_i^l, 1)^T$,归一化坐标的齐次坐标为 $p_i^c = (x_i^c, y_i^c, 1)^T$, \hat{p}_i^l 为理想像点,图像

提点噪声符合 0 均值、标准差 σ 的高斯模型。

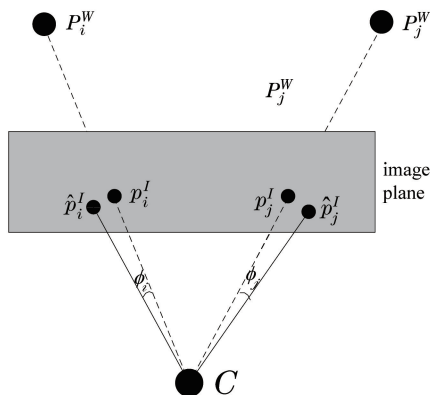


图 3 重投影模型

Fig. 3 Reprojection model

图 4 假定 $E(\alpha, \beta, \gamma)$ 为相机姿态估计问题的一组解, 以相机光心和实际像点及重投影像点确定的视线夹角正切值作为误差评价准则, 对应的残差记为

$$C(E) = \sum_{i=1}^n f_i^2(E) = \sum_{i=1}^n \tan^2 \phi_i = \epsilon^2, \quad (2)$$

式中 f_i 为点 P_i 对应的残差。

因此姿态矩阵的最优解必须满足约束方程, 即

$$\begin{cases} C(E_{\text{opt}}) = \sum_{i=1}^n f_i^2(E_{\text{opt}}) \leq \epsilon^2 \\ f_i^2(E_{\text{opt}}) \leq \epsilon^2 \end{cases} \quad (3)$$

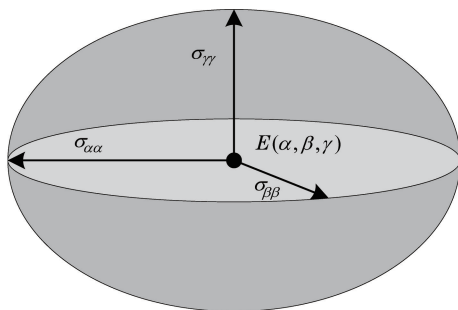


图 4 误差椭球

Fig. 4 Error ellipsoid

假设空间点在世界坐标系中的位置都是准确的, 即重投影残差仅由图像高斯噪声造成, 实际像点分布于以理想像点为圆心的圆形邻域内, 即高斯圆邻域。中心透视投影模型数学表达为

$$\lambda_i \begin{bmatrix} x_i^I \\ y_i^I \\ 1 \end{bmatrix} = KR \begin{bmatrix} x_i^W \\ y_i^W \\ z_i^W \end{bmatrix} \quad (4)$$

记图像噪声的误差协方差矩阵为

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{xx} & \sigma_{xy} \\ \sigma_{yx} & \sigma_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据误差传播归律, E 的误差协方差阵可以写为^[11]

$$\Sigma_E = \left(J^T \sum_{p_i}^{-1} J \right), \quad (6)$$

式中 J 为像点关于 E 的 3 个待求变量的雅可比矩阵。每 1 个像点都可形成 1 个关于 E 的误差椭球: 椭球中

心为 $E(\alpha, \beta, \gamma)$, 椭球的半轴为 \sum_E 的对角线元素。所有椭球的交集即为代价函数 $C(E)$ 下的可能解区域, 记为 D 。

若给定区域 D 为凸集, 则可微函数在 D 内是凸函数的充要条件是当且仅当其对应的 Hessian 矩阵半正定。对于每一个理想像点 \hat{p}_i^l , 建立一个新的相机坐标系 C' , 其 Z 轴与光心 C 和归一化像点 \hat{p}_i^c 的连线平行。 (X, Y, Z) 为点 P_i^c 在新坐标系下的坐标, 则每一个像点对应的误差函数可重写为

$$f_i^2 = \tan^2 \phi = (X^2 + Y^2)/Z^2. \quad (7)$$

f_i^2 关于 (X, Y, Z) 的 Hessian 矩阵为

$$\mathbf{H}_i = \frac{2}{Z_i^2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -2X_i/Z_i \\ 0 & 1 & -2Y_i/Z_i \\ -2X_i/Z_i & -2Y_i/Z_i & 3(X_i^2 + Y_i^2)/Z_i^2 \end{bmatrix} = \frac{2}{d_i^2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -2\tau_{X_i} \\ 0 & 1 & -2\tau_{Y_i} \\ -2\tau_{X_i} & -2\tau_{Y_i} & 3\tau_i^2 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

为了找到 Hessian 矩阵下界, 考虑矩阵

$$\mathbf{H}'_i = \frac{2}{3d_i^2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -9\tau_i^2 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

$(\mathbf{H}_i - \mathbf{H}'_i)$ 的特征值为 $\frac{2}{3}(1, 0, 1 + 9\tau_i^2) \geq 0$, τ_i 的最大值为高斯圆的半径, 记为 τ_{\max} 。定义新的矩阵为

$$\mathbf{H}''_i = \frac{2}{3d_i^2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -9\tau_{\max}^2 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

式中 \mathbf{H}''_i 为 f_i^2 关于 (X, Y, Z) 的 Hessian 矩阵的下界。

因此, 若给定区域 D 为凸集, 则对于代价函数为 $C(E) = \sum_{i=1}^n \tan^2 \phi_i$ 的相机姿态估计问题, 存在区域最优

解的充分条件是矩阵 $\mathbf{H} = \sum_{i=1}^n \mathbf{H}''_i$ 的所有特征值非负。

3 数字仿真实验

实验主要考虑 2 种空间点分布: 共面分布和异面分布。

实验涉及了 9 种经典相机姿态估计算法: DLT^[4]、EPnP^[5]、RPnP^[6]、LHM^[7]、HOMO^[12]、EPnP + GN^[5]、EPnP + LHM、RPnP + LHM、SP + LHM^[13]。

计算平台为 Matlab R2009a, 仿真相机的等效焦距为 800 pixel, 图像分辨率为 640 pixel × 480 pixel, 空间点个数为 n , 根据中心透视投影模型成像, 并加入 0 均值标准差为 σ 的高斯噪声。每种配置仿真 400 次, 实验给出了不同算法在不同环境下计算存在区域最优解的成功率、罗德里格形式下的姿态矩阵均方根误差及计算耗费时间。

图 5~6 为共面和异面配置下图像噪声对相机姿态估计算法性能的影响, 结果表明: 1) 算法精度随图像噪声的增大而降低; 2) 算法存在区域最优解成功率随图像噪声的增大而降低; 3) 算法计算时间基本不受图像噪声的影响。

图 7~8 为共面和异面配置下空间点个数对相机姿态估计算法性能的影响, 结果表明: 1) 算法精度随空间点个数的增加而提高; 2) 算法存在区域最优解成功率随空间点个数的增加而提高; 3) 算法计算时间随空间点个数的增加而增加。

对于 DLT 算法, 其核心思想是利用物点、像点和光心之间的共线关系建立线性方程组, 求解旋转矩阵各元素, 这种条件下, 异面空间点可提供比共面空间点更强的几何约束, 因此该算法在异面配置下的综合性能优于共面配置。

而对于 HOMO 算法, 其核心思想是利用平面或近似平面间的单应变换估计相机姿态矩阵, 空间点分布

的越离散,平面单应导致的映射误差越大,进而影响相机姿态矩阵的计算精度,因此该算法在共面配置下的综合性能优于异面配置。

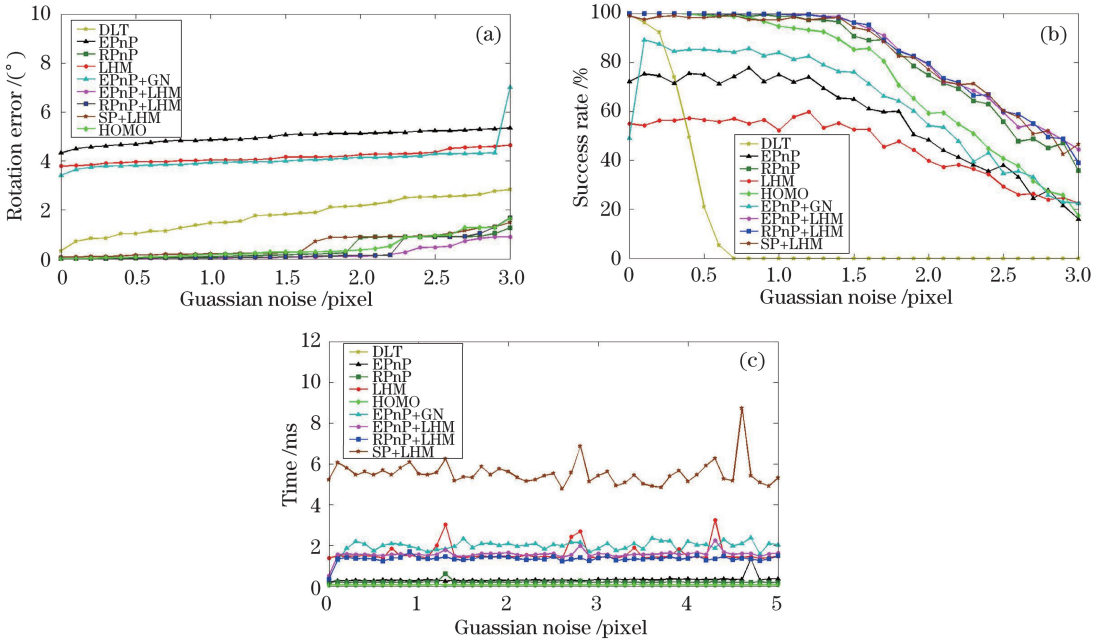


图 5 共面配置下高斯噪声对算法性能的影响。(a)姿态矩阵统计误差;(b)存在区域最优解成功率;(c)耗费时间
Fig. 5 Influence of Gaussian noise to algorithm performance in coplanar configuration. (a) Statistical error of attitude matrix; (b) success rate of domain optimal solution; (c) time consuming

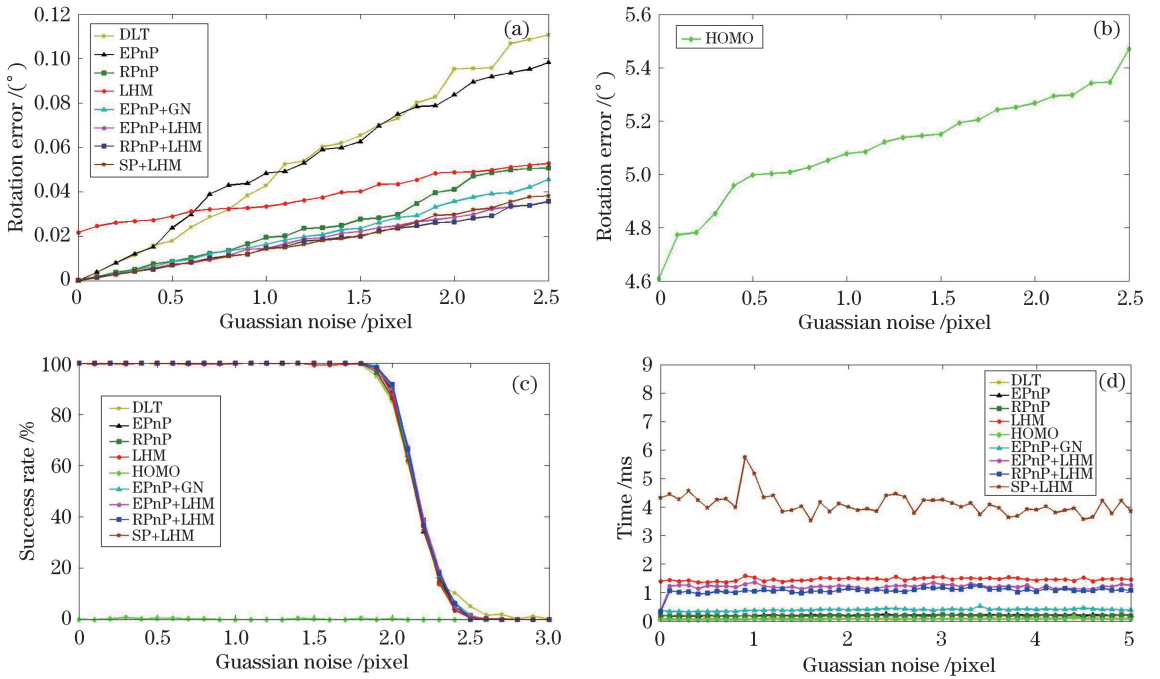


图 6 异面配置下高斯噪声对算法性能的影响。(a)姿态矩阵统计误差;(b)HOMO 算法的相机姿态矩阵统计误差;
(c)存在区域最优解成功率;(d)耗费时间
Fig. 6 Influence of Gaussian noise to algorithm performance in non-coplanar configuration. (a) Statistical error of attitude matrix; (b) statistical error of camera attitude matrix of HOMO algorithm; (c) success rate of domain optimal solution; (d) time consuming

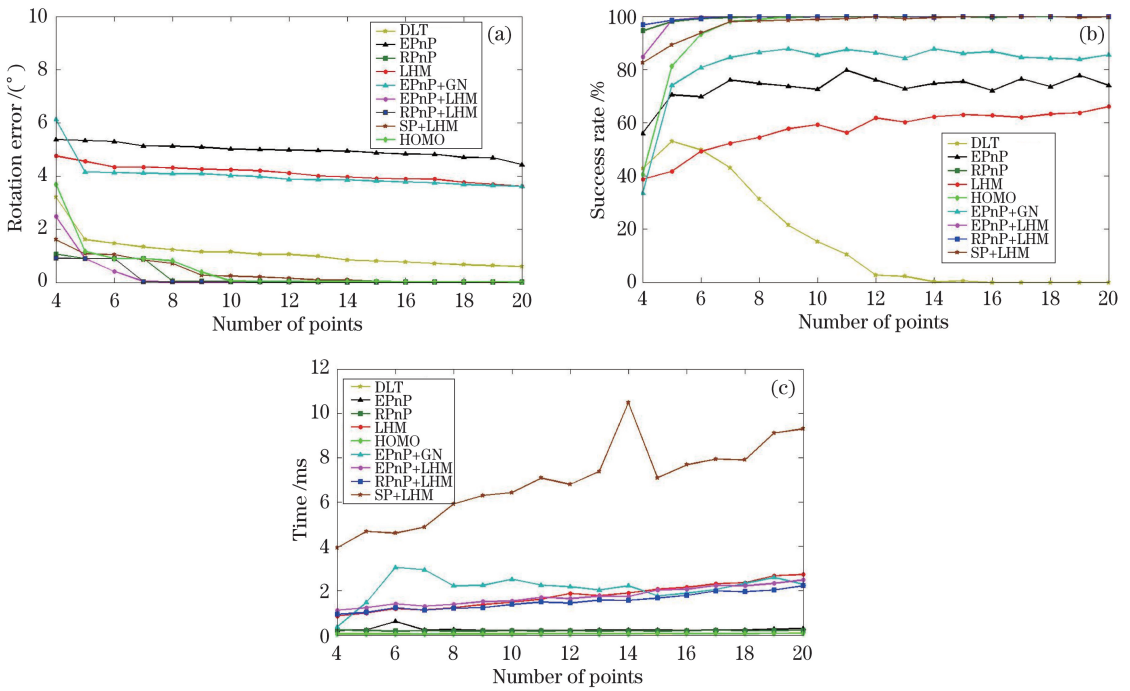


图 7 共面配置下空间点个数对算法性能的影响。(a)姿态矩阵统计误差;(b)存在区域最优解成功率;(c)耗费时间
Fig. 7 Influence of number of points to algorithm performance in coplanar configuration. (a) Statistical error of attitude matrix; (b) success rate of domain optimal solution; (c) time consuming

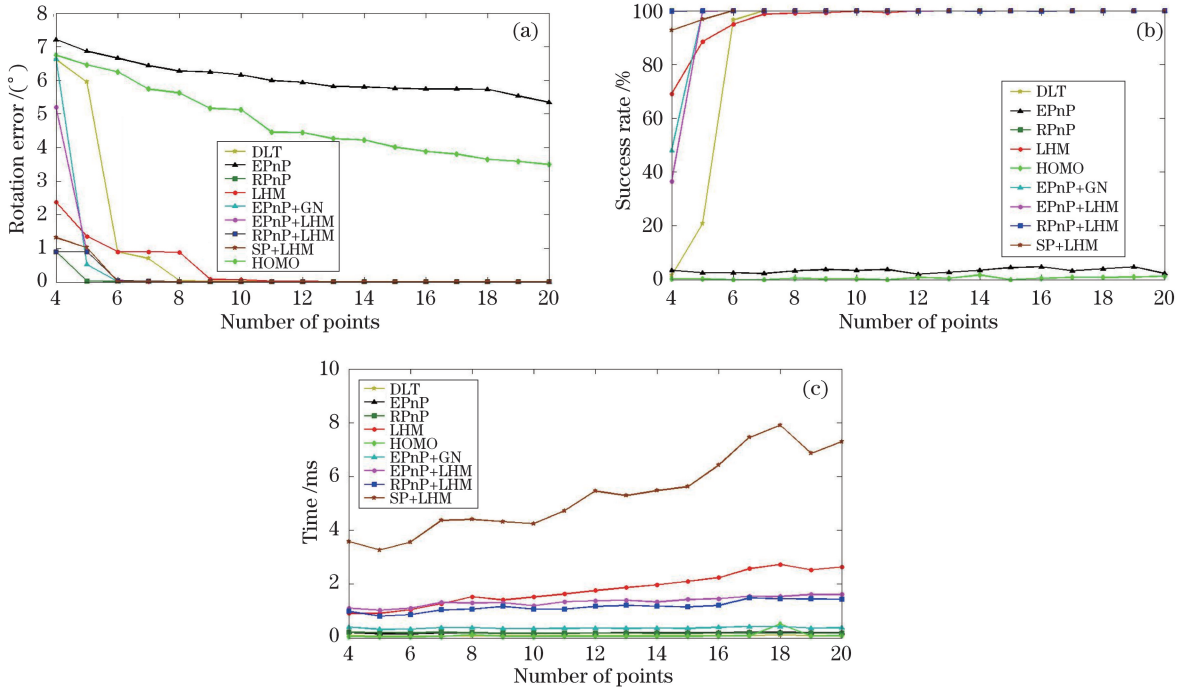


图 8 异面配置下空间点个数对算法性能的影响。(a)姿态矩阵统计误差;(b)存在区域最优解成功率;(c)耗费时间
Fig. 8 Influence of number of points to algorithm performance in non-coplanar configuration. (a) Statistical error of attitude matrix; (b) success rate of domain optimal solution; (c) time consuming

4 实物实验

利用 2 种不同型号的相机观测静止目标,目标的姿态由分布于其表面的 9 个合作标志点表征,如图 9 所示。每种型号相机对目标观测 100 次,根据本文方法对不同姿态估计算法进行性能评价。

性能评价分为 3 个部分:1)精度评价。利用高精度全站仪 RTS-30 测量目标姿态,作为真值;利用上述

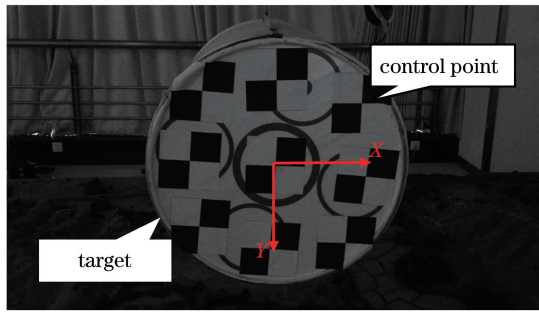


图 9 待测目标及合作标志点分布

Fig. 9 Measured target and cooperation point distribution

9 种姿态估计算法测量目标姿态,作为测量值。对比测量值与真值的差异,统计姿态测量误差。2)存在局部最优解成功率评价。根据本文方法统计存在区域最优解成功率。3)效率评价。统计不同算法的计算耗时。2 种型号相机参数如表 1 所示。

表 1 相机参数列表

Table 1 Camera intrinsic parameters

Camera	Principle point c_x	Principle point c_y	Equivalent focal length f_x	Equivalent focal length f_y
# 1 /pixel	618.4	335.8	978.0	978.2
# 2 /pixel	384.4	288.8	483.0	483.2

图 10(a)、(b)分别为 # 1 相机和 # 2 相机对目标成像跟踪效果图。

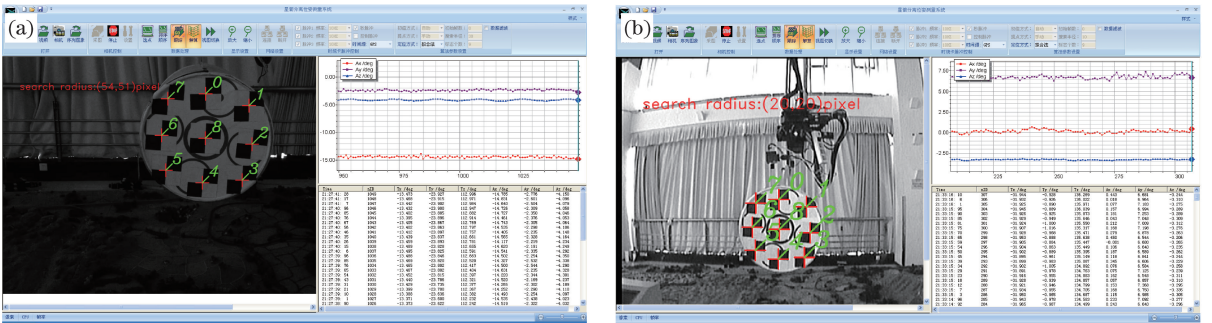


图 10 相机对目标成像及跟踪效果。(a)相机 # 1;(b)相机 # 2

Fig. 10 Target imaging and points tracking effect using camera. (a) Camera # 1; (b) camera # 2

表 2 为不同算法的精度评价结果,数据表明: RPnP+LHM 算法在 2 种型号相机测量结果中精度最高。表 3 为不同算法在 100 次测量中存在区域最优解成功率的评价结果,数据表明: DLT 算法存在区域最优解成功率为 0,其余算法均为 100%,原因是对角合作标志定位精度高,进而由像点提取误差确定的误差椭圆区域较小,而代价函数在小区域内为凸函数的概率很高;表 4 为不同算法的效率评价结果,数据表明: DLT 算法与 HOMO 算法耗时最少,而 RPnP+LHM 算法与 EPnP+LHM 算法的计算效率相当。

表 2 精度评价结果

Table 2 Evaluation results of accuracy

	Camera # 1	Camera # 2
DLT /($^{\circ}$)	4.58	6.52
RPnP /($^{\circ}$)	2.80	4.19
LHM /($^{\circ}$)	3.77	5.70
HOMO /($^{\circ}$)	3.91	2.04
EPnP /($^{\circ}$)	3.94	2.04
EPnP+GN /($^{\circ}$)	3.91	1.98
EPnP+LHM /($^{\circ}$)	0.64	0.56
RPnP+LHM /($^{\circ}$)	0.53	0.56
SP+LHM /($^{\circ}$)	1.32	0.98

表 3 存在区域最优解的成功率评价结果

Table 3 Evaluation results of success rate of domain optimal solution

	Camera # 1	Camera # 2
DLT /%	0	0
RPnP /%	100	100
LHM /%	100	100
HOMO /%	100	100
EPnP /%	100	100
EPnP+GN /%	100	100
EPnP+LHM /%	100	100
RPnP+LHM /%	100	100
SP+LHM /%	100	100

表 4 效率评价结果

Table 4 Evaluation results of efficiency

	Camera # 1	Camera # 2
DLT /ms	1.24	1.09
RPnP /ms	2.14	1.90
LHM /ms	3.60	3.57
HOMO /ms	1.00	0.89
EPnP /ms	2.52	2.27
EPnP+GN /ms	2.55	2.83
EPnP+LHM /ms	2.85	2.68
RPnP+LHM /ms	2.64	2.37
SP+LHM /ms	7.38	7.90

5 结 论

基于点的相机姿态估计算法已发展得较为成熟,但缺少科学的性能评价方法,通过对该问题进行深入研究,在特定代价函数下,给出了 3 个性能评价参数及计算方法:精度、效率和存在区域最优解成功率,可根据实际需求和侧重点,选择最优算法。结合研究内容,可以得到以下结论:

1) 迭代算法的精度优于线性算法,原因是代价函数在由线性算法的解算结果及像点提取误差确定的区域内往往存在区域最优解,经过迭代后可以进一步优化;

2) 迭代算法的效率一般低于线性算法,但若迭代算法的初值选择在局部最优解或全局最优解附近,其计算效率可以与线性算法相当;

3) RPnP 算法误差小、计算耗时短且存在区域最优解的成功率高,因此适于为迭代算法提供初值;

4) 数字仿真和实物实验证明:RPnP+LHM 算法在 9 种经典算法中综合性能最好。

需要特别说明的是不同形式的代价函数对应的 Hessian 矩阵下界不同,因此最终的性能评价结果也会有所差异。

参 考 文 献

- 1 Fishler M A, Bolles R C. 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.
- 2 Liu J B, Zhang X H, Liu H B, *et al.*. Correction method for non-landing measuring of vehicle-mounted theodolite based on static datum conversion[J]. Science China Technological Sciences, 2013, 56(9): 2268-2277.
- 3 Liu H B, Sun C, Zhang Y Q, *et al.*. Hull deformation measurement for spacecraft TT&C ship by photogrammetry[J]. Science China Technological Sciences, 2015, 58(8): 1339-1347.
- 4 Abdel-Aziz Y I, Karara H 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.
- 5 Lepetit V, Nogueir F M, Fua P. EPnP: An accurate $O(n)$ solution to the PnP problem[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81(2): 155-166.
 - 6 Li S Q, 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.
 - 7 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.
 - 8 Demithon D F, Davis L S. Model-based object pose in 25 lines of code[J]. International Journal of Computer Vision, 1995, 15(1-2): 123-141.
 - 9 Schweighofer G, Pinz A. Globally optimal $O(n)$ solution to the PnP problem for general camera models[C]. BMVC, 2008: 1-10.
 - 10 Hartley R I, Kahl F. Global optimization through rotation space search[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 82(1): 64-79.
 - 11 Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
 - 12 Malik S, Roth G, McDonald C. Robust 2D tracking for real-time augmented reality[C]. Proceeding Conference of Vision Interface, 2002, 1(2): 399-406.
 - 13 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.