

一种基于模型的单相机姿态估计方法

蔡伟柯 文贡坚 习飞

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 ATR 重点实验室,长沙 410073)

摘要 利用单幅影像测量目标在空间的位置和姿态参数(Pose)在目标定位、场景监测与更新、目标识别、自动导航等领域有着广泛的应用。目前有很多方法用于解决该问题,这些方法按照目标模型点与对应成像点的对应关系是否已知而分为两大类:一类是对应性已知条件下求解 Pose;另一类是对应性未知条件下同时求解 Pose 与对应性问题。该文提出了一种新的采用单幅影像求解目标位置与姿态参数的方法。与已有的方法不同,该方法完全回避了与 Pose 问题并存的对应性问题。它利用目标模型投影与真实影像中目标区域的重合程度建立一个包含 Pose 参数的能量函数,将 Pose 求解转换为能量最优化问题,并采用了 Hooke-Jeeves 算法求解这个最优问题。多组仿真数据的仿真实验结果表明,该方法是正确和有效的。

关键词 单相机 姿态估计 能量函数 Hooke-Jeeves 算法

中图法分类号: P231.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2008)03-0513-06

A Method for Pose Estimation Based on Single Camera and Object Model

CAI Wei-ke, WEN Gong-jian, XI Fei

(ATR Key Laboratory, School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract The problem of Pose estimation based on single camera arises in many areas of computer vision, including object recognition, site inspection and updating, object tracking and autonomous navigation. Many methods are used to solve this problem nowadays. These methods can be categorized into two groups depending on whether correspondence is known; one is to estimate the Pose parameters if the correspondence has been solved; the other is to solve the Pose and correspondence problem simultaneously. A new method based on single camera for estimating the Pose parameters of the object is presented in this paper. Different from the existing methods, the correspondence problem which is coupled with Pose problem is completely avoided in the proposed approach. An energy function including the Pose parameters is defined to the degree of superposition between the model projection and the object area in the image. The optimal Pose parameters are found by optimizing the energy function. Hooke-Jeeves Algorithm is used to minimize the energy function. The performance of the method is evaluated in a variety of simulations on synthetic data. These tests show that the method is accurate and effective.

Keywords single camera, pose estimation, energy function, Hooke-Jeeves algorithm

1 引言

利用单幅影像确定目标在空间的位置和姿态(Pose)参数在众多领域有着广泛而重要的应用,如目标定位、相机标定、目标识别与跟踪、场景检测与

更新、利用场景模型的自动导航以及医学上的外科手术等。近几十年来,大量的计算机视觉和摄影测量研究人员致力于解决这一问题。解决 Pose 问题的难点主要在于与其并存的对应性问题,即目标模型点与其成像点的对应问题。依此,目前解决 Pose 问题的方法大致分为两大类:一类是事先已知若干

基金项目:国家自然科学基金项目(40571103)

收稿日期:2006-06-07; **改回日期:**2006-10-27

第一作者简介:蔡伟柯(1982 ~),男。国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 重点实验室摄影测量与遥感专业硕士研究生。主要研究领域为数字摄影测量与遥感。E-mail:wkcai@sohu.com

模型点和对应的成像点来求解 Pose^[1-6];另一类是在对应性未知情况下求解 Pose^[7-13]。

第一类方法是研究最多的方法。若已知 3~5 对不共面的对应点,可以通过求解多项式方程组得到 Pose 参数的闭环解^[1-3]。Fischler 和 Bolles 针对 3 点透视(P3P)和 4 点透视(P4P)问题研究了使用几何透视求解 Pose^[1]。Horaud 等人^[2]提出了在已知 4 个不共面的对应点情况下,通过解四次多项式方程求解 Pose^[2]。Yuan 提出了在已知 3~5 对对应点情况下求解相机内外方位元素通解的方法,并推导了此通解存在的必要条件^[3]。对于 6 对以上的不共面对应点,可以采用线性或非线性逼近的方法求解 Pose^[4-6]。Daniel 和 Larry 在文献[4]中先利用缩放正射投影近似透视投影,通过求解线性系统得到目标 Pose 参数,再使用迭代过程使缩放正射投影逼近透视投影,以使得 Pose 值更加精确。Paul 提出了一种高效线性求解相机外方位元素的方法^[5],该方法首先使用正交分解将控制点到相机的距离参数分离,从而将问题减化为仅求解角度参数,再使用奇异值分解求解 Pose。Lu 将 Pose 估计问题转化为求误差函数的最值问题,定义目标空间共线误差,通过迭代求解误差最小时目标的 Pose 参数^[6]。

在对应性未知情况下, Pose 问题的求解难度要大些,目前大致有以下方法:一是假设检验方法^[7],首先利用 RANSAC 方法^[1]随机假设一些点的对应性,然后计算 Pose 参数,再利用该 Pose 参数将模型投影到影像上,若原始影像与投影影像足够相似,则这个 Pose 是可接受的,否则调整假设的对应点,重复以上步骤直到获得正确的 Pose 解;二是先训练后识别的方法^[8],计算机先学习大量不同 Pose 和对应性条件下的图像特征并分类存于数据库中,依据测试图像中提取的目标特征,从数据库中搜索相近的特征来估计求解 Pose 和对应性;三是全局目标函数优化求解方法^[9-13],先建立包含 Pose 参数与对应性的全局目标函数,再通过优化算法求解 Pose,如融合了 SoftAssign 算法(用于计算对应性)和 POSIT 算法(用于计算 Pose)来进行目标函数的优化求解^[9,10],采用综合全透视与弱透视模型搜索最优 Pose 参数^[11],在模拟投影轮廓上选取点 p ,并反求它的模型坐标,利用点 p 与真实轮廓点集在 x, y 方向最小距离差建立误差方程,最后采用基于广义点的最小二乘法求解 Pose,在反求点 p 对应的模型坐标时,采用了光线与空间三角形快速求交算法,该算法计算量

较大^[13]。

总的来看,在已有的方法中,求解 Pose 都需要显式或隐式解决对应性问题。这些方法或通过人工设置控制点处理对应性问题,或将 Pose 问题与对应性问题先分离后单独求解,或融合 Pose 与对应性建立能量函数,再同时求解。在实际实验中,由于目标点数众多,无论是人工设置控制点还是通过计算机求解对应性问题,都存在着一定的误差,而且求解对应性问题需要很大的计算量。为了在保证求解精度的同时提高计算效率,提出了一种基于模型的单相机姿态估计方法,该方法在求解 Pose 过程中完全回避了对应性问题,使得求解过程中的计算量大大降低。首先建立模拟投影系统获得目标模型的模拟投影,再利用模拟投影与真实影像中目标区域的重合程度建立一个只与 Pose 参数有关的能量函数,最后采用 Hooke-Jeeves 算法获得 Pose 问题的最优解。

2 算法描述

在相机的内外方位元素、目标模型已知情况下利用单幅影像估计目标 3 维 Pose 问题。本文方法的过程如下:首先依据 Pose 参数变换目标模型,并将变换后的目标模型投影到相机上,同时从真实影像中分割出目标,然后利用模型投影区域和分割区域之间的重合程度来定义一个能量函数,使得它在最佳 Pose 参数时达到最大或最小值,最后采用 Hooke-Jeeves 算法求解能量最优问题。整个算法流程图如图 1 所示。

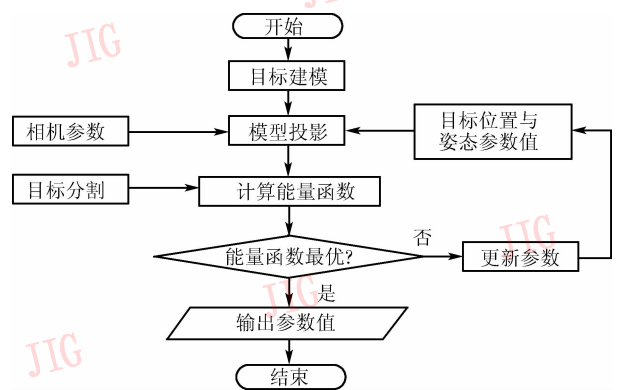


图 1 算法流程图

Fig. 1 The flow chart of the proposed approach

2.1 模型投影

使用 3DS max 软件建立目标模型,目标模型表面由许多个小三角形构成。通过读取 3DS 文件可

以得到模型的各个三角形顶点在3DS世界坐标系下的坐标,将3DS世界坐标系的原点平移至目标重心建立模型坐标系。设模型坐标系的原点在测量坐标系下的坐标为 (x_0, y_0, z_0) ,它的3个坐标轴与测量坐标系的3个坐标轴之间旋转角度为 $(\varphi_0, \omega_0, \kappa_0)$,其旋转顺序为Y-X-Z,具体步骤参见文献[14]。模型坐标系 $(X_m-Y_m-Z_m)$ 与测量坐标系的关系如图2所示。这样 $(x_0, y_0, z_0, \varphi_0, \omega_0, \kappa_0)$ 6个参数就是所求的目标Pose参数。

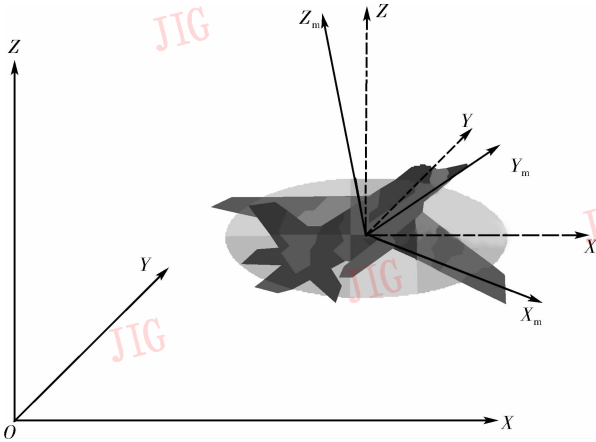


图2 模型坐标系与测量坐标系关系示意图

Fig. 2 The transformation between model coordinate system and photogrammetric coordinate system

假设目标有 N 个顶点 $P_i (1 \leq i \leq N)$,它们在图像中的投影点分别为 p_i ,设 P_i 在模型坐标系下的坐标为 $(x_i, y_i, z_i) (1 \leq i \leq N)$, p_i 在图像中的像素坐标为 (I_{x_i}, I_{y_i}) 。下面以 P_i 点为例,计算 p_i 的坐标。

(1) 由下式计算点 P_i 在测量坐标系下的坐标 (X_i, Y_i, Z_i) :

$$\begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{bmatrix} = \mathbf{R}_1 \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, \mathbf{R}_1 为模型坐标系与测量坐标系之间的旋转矩阵,它可以由3个角度元素 $(\varphi_0, \omega_0, \kappa_0)$ 计算得到^[14]。

(2) 由共线方程计算点 P_i 在像平面坐标系下的坐标 (x_{p_i}, y_{p_i}) :

$$\begin{cases} x_{p_i} = -f \frac{a_1(X_i - X_s) + b_1(Y_i - Y_s) + c_1(Z_i - Z_s)}{a_3(X_i - X_s) + b_3(Y_i - Y_s) + c_3(Z_i - Z_s)} \\ y_{p_i} = -f \frac{a_2(X_i - X_s) + b_2(Y_i - Y_s) + c_2(Z_i - Z_s)}{a_3(X_i - X_s) + b_3(Y_i - Y_s) + c_3(Z_i - Z_s)} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & c_3 \end{bmatrix}$ 为相机坐标系与测量坐标系之

间的旋转矩阵, f 为相机焦距, (X_s, Y_s, Z_s) 为摄影中心在测量坐标系中的位置坐标^[14],这些参数均已知。

(3) 将坐标 (x_{p_i}, y_{p_i}) 转换为图像中的坐标 (I_{x_i}, I_{y_i}) :

$$\begin{cases} I_{x_i} = \text{INT}(h_0 + h_1 \times x_{p_i} + h_2 \times y_{p_i} + 0.5) \\ I_{y_i} = \text{INT}(k_0 + k_1 \times x_{p_i} + k_2 \times y_{p_i} + 0.5) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $h_0, h_1, h_2, k_0, k_1, k_2$ 为影像数字内定向参数^[14],这些参数均已知,INT(\cdot)表示取整运算。

2.2 目标分割

图像中的目标分割是图像工程中的一个重要研究内容,针对不同特性的图像,研究人员提出了大量不同的分割方法^[15]。目前,基于序列图像的目标分割是当前研究的热点。这里针对序列图像中目标单一、背景简单、目标与背景的对比较低,采用了一种基于自适应阈值的图像分割算法^[16]。文献[16]中,以最大类间方差法为基础,利用分割出的目标和背景区域的灰度统计量定义一个判断是否得到正确分割的准则,设计该自适应阈值图像分割方法。实验结果表明,该分割方法对目标单一、背景简单、目标与背景的对比较低的图像的处理达到了较好效果。

2.3 能量函数的定义

在定义能量函数时需考虑两方面的因素:一是使得模型投影点尽可能地落在目标区域内部;二是使得投影区域大小与目标区域大小尽可能一致。在仅满足第1个条件的情况下,模型投影将位于目标区域内部的一个小范围内,此时模型处在距离摄影中心很远的位置;在仅满足第2个条件的情况下,目标模型投影区域的大小会与目标区域大小相等,但此区域不会与目标区域相重合,使得此时模型在空间位置偏离真实位置;只有在同时满足上述两个条件的情况下,模型投影区域与目标区域才能够完全吻合。

对已分割出目标的图像进行距离变换^[17]获得图像上每点到目标区域的最短距离,组成一幅距离图像记为 $D(x, y)$ 。定义

$$F_1 = \sum_{i=1}^N d_i(I_{x_i}, I_{y_i}) \quad (4)$$

为衡量第1个因素的数学表达式。其中, $d_i(I_{x_i}, I_{y_i})$ 为点 (I_{x_i}, I_{y_i}) 在距离图像 $D(x, y)$ 上的取值。显然, 当 F_1 越小, 模型投影点越接近目标区域, 当 $F_1 = 0$ 时, 所有模型投影点完全落在目标区域内。因此, F_1 能刻画第1个因素。

设影像中目标区域所包含的像素点个数为 M_1 , 将组成模型表面的三角形投影到图像上, 并填充这个投影区域, 设模型投影区域所包含的像素点个数为 M_2 。定义

$$F_2 = |M_1 - M_2| \quad (5)$$

为衡量第2个因素的数学表达式。 F_2 越小, 投影区域与目标区域的大小越接近, 当 $F_2 = 0$ 时, 两者大小相等。

根据以上分析, 定义能量函数如下:

$$F = F_1^2 + wF_2^2 \quad (6)$$

式中, w 为加权系数。显然, 当 F 取全局最小值时对应的 $(x_0, y_0, z_0, \varphi_0, \omega_0, \kappa_0)$ 为最优 Pose 参数。

2.4 优化求解

选取无需求导且收敛速度较快的 Hooke-Jeeves 方法(模式移动法)^[18] 搜索函数 F 的最优解, 其具体步骤如下:

(1) 给定6个搜索方向

$$\begin{aligned} e_1 &= (1, 0, 0, 0, 0, 0) & e_2 &= (0, 1, 0, 0, 0, 0) \\ e_3 &= (0, 0, 1, 0, 0, 0) & e_4 &= (0, 0, 0, 1, 0, 0) \\ e_5 &= (0, 0, 0, 0, 1, 0) & e_6 &= (0, 0, 0, 0, 0, 1) \end{aligned}$$

设初始步长为 δ , 加速因子为 α ($\alpha \geq 1$), 缩减率为 $\beta \in (0, 1)$, 允许误差为 $\varepsilon > 0$, 置 $\mathbf{y}^{(1)} = \mathbf{x}^{(1)}$, $k = 1, j = 1$, 初始值 $\mathbf{x}^{(1)} = (x_{00}, y_{00}, z_{00}, \varphi_{00}, \omega_{00}, \kappa_{00})$ 。

(2) 如果 $F(\mathbf{y}^{(j)} + \delta \mathbf{e}_j) < F(\mathbf{y}^{(j)})$, 则令 $\mathbf{y}^{(j+1)} = \mathbf{y}^{(j)} + \delta \mathbf{e}_j$, 进入步骤4, 否则进入下一步。

(3) 如果 $F(\mathbf{y}^{(j)} - \delta \mathbf{e}_j) < F(\mathbf{y}^{(j)})$, 则令 $\mathbf{y}^{(j+1)} = \mathbf{y}^{(j)} - \delta \mathbf{e}_j$, 进入下一步, 否则令 $\mathbf{y}^{(j+1)} = \mathbf{y}^{(j)}$ 进入下一步。

(4) 如果 $j < 6$, 则 $j = j + 1$, 返回步骤2, 否则进入下一步。

(5) 如果 $F(\mathbf{y}^{(j)}) < F(\mathbf{x}^{(k)})$, 则进入下一步, 否则进入步骤7。

(6) 置 $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{y}^{(n+1)}$, 令 $\mathbf{y}^{(1)} = \mathbf{x}^{(k+1)} + \alpha(\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)})$, 置 $k = k + 1, j = 1$ 返回步骤2。

(7) 如果 $\delta \leq \varepsilon$, 则停止迭代, 返回此时的 $\mathbf{x}^{(k)}$,

即为所求, 否则置 $\delta = \beta\delta, \mathbf{y}^{(1)} = \mathbf{x}^{(k)}, \mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)}$, $k = k + 1, j = 1$, 返回步骤2。

对于 Hooke-Jeeves 方法, 事先知道一个合适的初值对提高收敛速度, 获取全局最优解是很重要的。这里选取模型的一些特殊点, 如目标头部、尾部或翼部等特征点, 使用直接线形变换(DLT)^[19] 求解 Pose 参数的迭代初始值。

3 实验结果

采用3DS max制作的飞行仿真数据测试了本文方法, 该数据模拟飞机在空间做一段曲线飞行。下面列出了测试结果(选取了10帧数据图像, 长度单位均为米, 角度单位均为度, 像片的分辨率为0.47m)。图3为随意给定一个初始值条件下, 模型投影与原目标的叠加图像。图4为使用图3中的初始值, 利用优化计算得到的模型投影与原目标的叠加图像。图5为利用DLT方法计算的初始值所得到的模型投影与原目标的叠加图像。图6为使用图5中的初始值, 利用优化计算得到的模型投影与原目标的叠加图像。图7为图4到图6的局部放大示意图。所有图中白色区域为飞行目标的真实成像, 灰色较深区域为模拟投影成像。



图3 给定初始值下的叠加图像

Fig. 3 The overlap image with an initial value

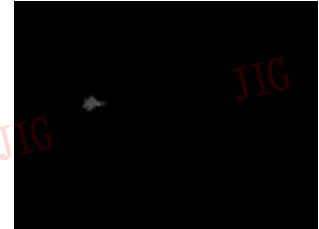


图4 图3优化计算结果图
Fig. 4 The optimization result based on Fig. 3

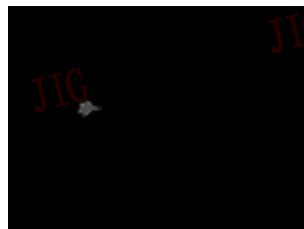


图5 计算所得初始值下的叠加图像
Fig. 5 The projection using the calculated initial value

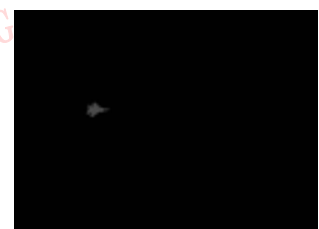


图6 图5的优化计算结果图
Fig. 6 The optimization result based on Fig. 5

从图 7 中可看出投影区域与目标区域基本吻合,说明优化解算的参数结果是正确的。下面列出 10 帧序列图像的实验结果。表 1 为求解的序列图像位置参数结果,表 2 为求解的序列图像姿态参数结果。解算结果中位置绝对误差变化曲线如图 8 所示,姿态参数误差变化曲线如图 9 所示。



图 7 图 4 ~ 图 6 中目标放大示意图

Fig. 7 The amplificatory copy of the object in Fig. 4 ~ Fig. 6

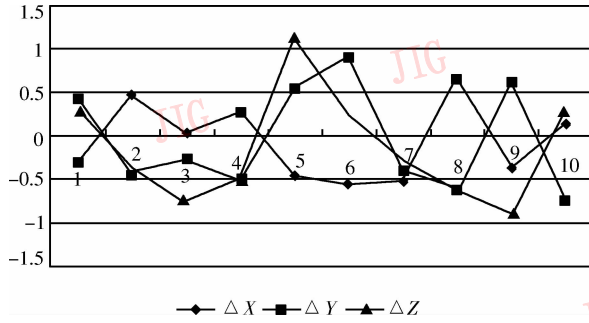


图 8 位置绝对误差变化曲线图

Fig. 8 Absolute Error Curve of Position Estimation

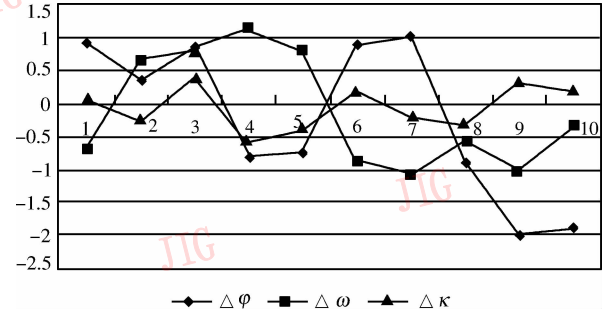


图 9 角度绝对误差变化曲线图

Fig. 9 Absolute Error Curve of Orientation Estimation

表 1 序列影像目标位置参数解算结果

Tab. 1 Position results of flying object in sequence images

帧号	真实 X	真实 Y	真实 Z	解算 X	解算 Y	解算 Z	ΔX	ΔY	ΔZ
0	-1.065	102.408	200.225	-1.383	102.85	200.526	-0.318	0.442	0.301
1	-1.108	95.725	200.192	-0.625	95.304	199.855	0.483	-0.421	-0.337
2	-1.150	89.041	200.159	-1.124	88.761	199.373	0.026	-0.280	-0.786
3	-1.192	82.355	200.124	-0.901	81.850	199.620	0.291	-0.505	-0.504
4	-1.235	75.668	200.089	-1.692	76.206	201.226	-0.457	0.538	1.137
5	-1.278	68.979	200.058	-1.825	69.875	200.293	-0.547	0.896	0.235
6	-1.321	62.289	200.027	-1.865	61.875	199.734	-0.544	-0.414	-0.293
7	-1.365	55.596	199.999	-0.698	54.964	199.383	0.667	-0.632	-0.616
8	-1.409	48.902	199.974	-1.795	49.530	199.068	-0.386	0.628	-0.906
9	-1.453	42.207	199.952	-1.313	41.449	200.265	0.140	-0.758	0.313
			标准偏差				0.447	0.607	0.632
			误差均值				-0.0645	-0.506	-0.146

表 2 序列影像目标姿态参数解算结果

Tab. 2 Orientation results of flying object in sequence images

帧号	真实 φ	真实 ω	真实 κ	解算 φ	解算 ω	解算 κ	$\Delta\varphi$	$\Delta\omega$	$\Delta\kappa$
0	0	0	0	0.920	-0.709	0.048	0.920	-0.709	0.048
1	-1.175	-1.319	1.110	-0.825	-0.673	0.823	0.350	0.646	-0.287
2	-2.486	-2.754	2.223	-1.624	-1.925	2.624	0.862	0.829	0.401
3	-3.900	-4.274	3.332	-4.716	-3.148	2.740	-0.816	1.126	-0.592
4	-5.374	-5.857	4.445	-6.137	-5.067	4.041	-0.763	0.790	-0.404
5	-6.891	-7.470	5.559	-6.002	-8.362	5.724	0.889	-0.892	0.165
6	-8.404	-9.078	6.675	-7.406	-10.134	6.456	0.998	-1.056	-0.219
7	-9.891	-10.650	7.781	-10.797	-11.210	7.442	-0.906	-0.560	-0.339
8	-11.305	-12.172	8.893	-13.324	-13.195	9.226	-2.019	-1.023	0.333
9	-12.606	-13.618	10.013	-14.527	-13.961	10.218	-1.921	-0.343	0.205
			标准偏差				1.190	0.866	0.342
			误差均值				-0.241	-0.192	-0.068 9

可以验证在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 情况下,上述误差服从均值 $\mu = 0$ 的正态分布。下面以 φ 为例:

(1) 假设 $H_0: \mu = 0$;

$H_1: \mu \neq 0$ 。

(2) 取检验统计量 $t = \frac{\overline{\Delta\varphi} - \mu}{S / \sqrt{n-1}}$, 在 H_0 成立的

条件下, $t \sim t(n-1)$ 。利用双侧检验,取否定域为 $V = \{ |t| > t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1) \}$, 若计算所得的 t 值落在 V 内,则拒绝 H_0 , 否则接受 H_0 。

(3) 由 $n = 10, \overline{\Delta\varphi} = -0.241, S = 1.129$ 计算得 $t = 0.6404$, 而 $t_{0.975}(9) = 2.2622 > 0.6404$, 因此接受 H_0 , 即误差服从均值为 0 的正态分布。

由误差曲线图 9 可看出 κ 的精度明显好于 ω 、 φ 。这是由于所使用的仿真数据中,目标沿 y 轴运动,相机位于目标的 x 方向,目标绕 z 轴的转动对投影区域与形状影响较明显,而由于目标自身形状较宽且为轴对称,绕 y 轴转动对目标投影影响较小,因而 φ 的精度较差。

4 结 论

综合分析了已有的利用单相机估计飞行目标 Pose 参数的方法,并在此基础上从能量最优的角度提出了一种新的基于模型的单相机姿态估计方法。该方法成功解决了在不求解对应性问题的情况下使用单幅影像估计飞行目标位置和姿态的问题,并取得了较好的实验效果。总的来看,本文方法,相对于现有的一些单相机测量方法而言,完全回避了对应性求解问题,减轻了实验工作量与计算复杂度,并能达到较好的实验精度。

参考文献 (References)

- 1 Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Committee Association for Computing Machinery, 1981, **24**(6): 381 ~ 395.
- 2 Horaud R P, Conio Bernard, Leboulloux Olivier, et al. An analytic solution for the perspective 4-point problem[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1989, **47**(1): 33 ~ 44.
- 3 Yuan J S C. A general photogrammetric method for determining object position and orientation[J]. Robotics and Automation, 1989, **5**(2): 129 ~ 142.
- 4 DeMenthon 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.

- 5 Fiore P D. Efficient linear solution of exterior orientation[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, **23**(2): 140 ~ 148.
- 6 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**: 610 ~ 622.
- 7 Grimson W E L. Object Recognition by Computer: the Role of Geometric Constraint[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1990.
- 8 Beis J S, Lowe D G. Indexing without invariants in 3D object recognition [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, **21**(10): 1000 ~ 1015.
- 9 David Philip, DeMenthon Daniel, Duraiswami Ramani, et al. Evaluation of the SoftPOSIT Model to Image Registration Algorithm[R]. CAR-TR-974, Maryland: University of Maryland, 2002.
- 10 David Philip, DeMenthon Daniel, Duraiswami Ramani, et al. SoftPOSIT: simultaneous pose and correspondence determination [A]. In: Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision [C], Copenhagen, Denmark, 2002: 698 ~ 703.
- 11 Beveridge Ross, Riseman Edward. Optimal geometric model matching under full 3D perspective[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, **61**(3): 351 ~ 364.
- 12 Wunsch P, Hirzinger G. Registration of CAD models to images by iterative inverse perspective matching [A]. In: Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition [C], Vienna, 1996: 78 ~ 83.
- 13 Zhang Zu-xun, Su Guo-zhong, Zhang Jian-qing, et al. Airplane pose measurement from image sequences[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2004, **29**(4): 287 ~ 291. [张祖勋, 苏国中, 张剑清等. 基于序列影像的飞机姿态跟踪测量方法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, **29**(4): 287 ~ 291].
- 14 Li De-ren, Zhou Yue-qin, Jin Wei-xian. The Generality of Photogrammetry and Remote Sensing[M]. Beijing: Survey Press, 2001. [李德仁, 周月琴, 金为铣. 摄影测量与遥感概论[M]. 北京: 测绘出版社, 2001.]
- 15 Zhang Yu-jin. Image Segmentation [M]. Beijing: Science Press, 2001. [章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
- 16 Wang Qian-qian, Peng Zhong, Liu Li. An adaptive method of image segmentation[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2003, **23**(4). [王茜茜, 彭中, 刘莉. 一种基于自适应阈值的图像分割算法[J]. 北京理工大学学报, 2003, **23**(4): 521 ~ 525.]
- 17 Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Distance Transforms of Sampled Functions [EB/OL]. <http://people.cs.uchicago.edu/~pff/dt/>, 2006-12-28.
- 18 Chen Bao-lin. Optimization Theory and Algorithms[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1989. [陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1989.]
- 19 Feng Wen-hao. Close Range Photogrammetry[M]. Wuhan: Wuhan University, 2001. [冯文灏. 近景摄影测量[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2001.]