

不同时间信息条件下多目轨迹交会测量点目标运动的方法*

李鑫^{1,2}, 刘建男^{1,2}, 杨夏^{1,2}, 于起峰^{1,2}

(1. 国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 国防科技大学 图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要:针对多相机对点目标的运动轨迹测量,提出不同时间信息条件下的多目轨迹交会法。对点目标运动轨迹进行时间多项式参数化描述,再将多个相机观察目标的系列视线与目标的参数化运动轨迹进行交会,通过最小化物方残差,确定出目标的运动轨迹。相对于传统的多目交会测量模式,本方法不仅能够有效地提高测量精度,而且能够在多相机之间观测不同步,或者时间未对准,甚至无时间信息的情况下仍得到目标的运动轨迹参数。相对于单相机测量模式时要求相机必须运动,多目情况下不要求相机自身运动。仿真实验和真实实验验证了该方法的有效性和高精度。

关键词:光学测量;运动参数;多目轨迹交会;物方残差

中图分类号:V556 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2015)03-110-05

Multi-camera trajectory triangulation for point target motion measurement in different conditions of time information

LI Xin^{1,2}, LIU Jiannan^{1,2}, YANG Xia^{1,2}, YU Qifeng^{1,2}

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Hunan Provincial Key Laboratory of Image Measurement and Vision Navigation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Multi-camera trajectory triangulation is proposed to determine a point target trajectory in different conditions of time information. The target trajectory is parameterized by time polynomial. The motion parameters can be determined by triangulating the series of sight rays of multi-camera and the target trajectory where the object space collinearity error is minimized. In contrast with the traditional triangulation, this method can not only get higher precision, but also adapt to the conditions of asynchrony, no time registration or even no time information among multi-camera. In contrast with the monocular system, there is no request of camera motion. Synthesized and real data experiments show the validity and high precision of the proposed method.

Key words: optical measurement; motion parameter; multi-camera trajectory triangulation; object space collinearity error

在摄像测量与计算机视觉领域中,利用三角交会目标进行测量^[1]具有重要的研究和应用价值。通常,按照相机个数可以将其分为单目或多目情况,而按照相机与目标是否运动又可分为静止相机对静止目标,静止相机对运动目标,运动相机对静止目标,运动相机对运动目标的情况。多目静止相机对静止目标的测量是最常见的三角交会测量^[2]。

假设目标为点目标,不利用其他信息,如距离等,是无法用单目静止相机对目标进行测量的,而单目运动相机则可以。针对这种情况,张小虎^[3]、于起峰^[4]在假设目标为时间多项式运动前

提下提出了单目运动轨迹交会法。而在没有时间信息,也就是在只有测量视线的情况下,Avidan^[5]给出了目标直线运动的线性解和二次运动的迭代解,其线性方法利用直线的 Plucker 表达,推导了像点与待求目标轨迹直线的 Plucker 参数的线性关系,从而可以线性求解目标的轨迹。

传统的多目测量情况,若观测同步,且存在目标出现在重叠视场中,则可以直接进行交会。桂阳^[6]在文献[4]的基础上提出一种多目运动轨迹交会法,其要求多相机之间的时间已经完全对准。对于多目无重叠视场的情况,Pflugfelder^[7]在假设目标运动为平滑轨迹的情况下对目标进行定位

* 收稿日期:2014-09-26

基金项目:国家973计划资助项目(2013CB733100)

作者简介:李鑫(1985—),男,陕西西安人,博士研究生,E-mail:lixin_nudt@163.com;

于起峰(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:yuqifeng1756@163.com

和轨迹重建,而 Micusik^[8] 为了消除多解性,假设存在一定的深度排序的先验信息,利用二阶锥规划(second order cone program)对目标轨迹进行重建。针对三目情况, Shashua^[9] 提出利用一种单应张量恢复点的直线运动轨迹。而本质上,多目无重叠视场的情况与单目运动相机对运动点目标进行测量的情况是等价的。

参考这些方法,针对多相机对点目标的运动轨迹测量,李鑫等提出不同时间信息条件下的多目轨迹交会法。本方法不仅将单目扩展为多目,并且给出了在不同测量时间信息条件下的测量模型,使得其能适应多相机之间观测时间不同步,或者时间不对准,甚至无时间信息的情况。在多目情况下,由于不要求相机必须运动才能对目标进行测量,因此该方法均能适应相机运动或静止情况。同时,本方法也能适应多个相机之间视场不重叠的情况。

1 测量模型

假设目标的运动轨迹为时间的多项式表达,则在 t 时刻目标的位置可以用参数表示为

$$P = \sum_{k=0}^n \theta_k t^k \quad (1)$$

其中,每一个 θ_k 为 3×1 的列向量, n 为目标的运动时间多项式阶次。在这种假设下,目标的轨迹即由目标运动轨迹参数 θ_k 确定。而不同的时间参数 t 则表示目标在轨迹上的不同位置。

矩阵计算公式为

$$vec(ABC) = (C^T \otimes A) vec(B) \quad (2)$$

其中, $vec(\bullet)$ 表示把一个矩阵按列堆栈成一个列向量, \otimes 表示 Kronecker 积。

将式(1)写成矩阵表达形式为

$$P = \tilde{\Theta}_{3 \times n} \tilde{T}_{n \times 1} = T_{3 \times 3n} \Theta_{3n \times 1} \quad (3)$$

其中, $\tilde{\Theta} = [\theta_0 \ \theta_1 \ \dots \ \theta_n]$, $\tilde{T} = [1 \ t \ \dots \ t^n]^T$, $T = \tilde{T}^T \otimes I$, I 为 3 维单位阵, $\Theta = vec(\tilde{\Theta}) = [\theta_0^T \ \theta_1^T \ \dots \ \theta_n^T]^T$ 。

假设相机内外参都已经标定,第 i 个相机的第 j 观测时刻为 $t_{i,j}$,相机的位置为 $C_{i,j}$,通过图像目标像点提取,在已知相机内外参的情况下,设 $v_{i,j} = [u_{i,j} \ v_{i,j} \ 1]^T$ 为控制点投影到归一化像面上的像点坐标,则可以获得目标相对于相机的指向单位矢量在世界坐标系下为 $l_{i,j} = R^T v_{i,j} / \|v_{i,j}\|$, R 为相机的姿态矩阵,目标此时的位置为 $P_{i,j}$ 。参考文献[10],物方残差可以表示为

$$e_{i,j} = V_{i,j}(P_{i,j} - C_i) = V_{i,j}(T_{i,j}\Theta - C_i), \quad (4)$$

$i = 1, \dots, N_c, j = 1, \dots, N_{Ci}$

其中, $V_{i,j} = I - l_{i,j}l_{i,j}^T$ 为误差投影矩阵, N_c 为相机的个数, N_{Ci} 为第 i 个相机对目标观测的图像总数。物方残差本质上表示世界点到观测视线的垂直距离。

以双相机为例,图 1 给出了两个相机存在重叠视场的情况下对目标进行观测交会测量的示意图。两个相机的观测视线没有完全交叉于目标,表示相机之间观测并不同步。

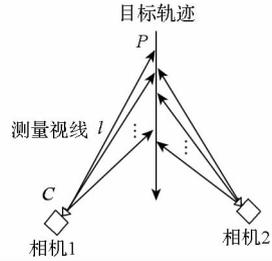


图 1 多(双)目测量运动点目标轨迹问题描述
Fig. 1 Description of a point target trajectory measurement by multi-camera

测量过程中,除了给出了观测目标的视线,有时也给出了观测的时间信息,也就是成像时刻的时间。分为三种情况:第一,相机时间已对准的情况,指对目标观测的每一条测量视线获取的时间已经统一到同一个参考时间上;第二,时间没对准的情况,指每一个相机都有一个自己的时间系统,而彼此之间则没有将时间对准,这种情况下,相当于不同相机之间有一个系统时间误差;第三,没有时间信息情况,指相机只能进行观测,而无时间输出,也就是说观测量只有观测视线。

2 多目轨迹交会法

针对不同的时间测量信息,相对应地,提出的多目轨迹交会法也将分为三种情况。

2.1 时间已对准的情况

此种情况指,多个相机之间的时间系统已经对准,也就是对目标观测的每一条视线的获取时间已经确定,也就是式(3)中的 $t_{i,j}$ 已经确定,那么式(4)中的 $T_{i,j}$ 也已经确定。据此,为了求解目标的轨迹,通过最小化下面的物方残差平方和目标函数,求取目标轨迹运动参数。

$$E(\Theta) = \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_{Ci}} \|e_{i,j}\|^2 = \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_{Ci}} \|V_{i,j}(T_{i,j}\Theta - C_i)\|^2 \quad (5)$$

不难看出,最小化式(5)就是求解下面的最小二乘问题

$$A\Theta = B \quad (6)$$

其中, $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \vdots \\ \mathbf{V}_{i,j} \mathbf{T}_{i,j} \\ \vdots \end{bmatrix}$, $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \vdots \\ \mathbf{V}_{i,j} \mathbf{C}_i \\ \vdots \end{bmatrix}$ 。那么其最小二

乘解为

$$\boldsymbol{\Theta} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (7)$$

这样求得了目标轨迹的参数,也就得到了目标的轨迹。可以看出,此种方法对多个相机的视场重叠并无要求。

2.2 时间未对准的情况

时间未对准指各个相机之间还存在一个系统时间差,也就是除了需要估计目标的轨迹,还需要求解每一个相机的系统时间差。假设存在一个统一的参考时间系统,第 i 个相机与统一的参考时间系统的系统时间偏差为 \tilde{t}_i ,则目标的位置表示式(3)中的时间矩阵 $\tilde{\mathbf{T}}_{i,j}$ 变为

$$\tilde{\mathbf{T}}_{i,j} = [1 \quad t_{i,j} + \tilde{t}_i \quad \cdots \quad (t_{i,j} + \tilde{t}_i)^n]^T \quad (8)$$

其中 \tilde{t}_i 为未知量。此时,第 i 个相机的所有观测视线的物方残差平方和为

$$E_i(\boldsymbol{\Theta}, \tilde{t}_i) = \sum_{j=1}^{N_{Ci}} \|\mathbf{e}_{i,j}\|^2 \quad (9)$$

因此,总的残差平方和表示为

$$E(\boldsymbol{\Theta}, \tilde{t}_1, \cdots, \tilde{t}_{N_C}) = \sum_{i=1}^{N_C} E_i(\boldsymbol{\Theta}, \tilde{t}_i) \quad (10)$$

显然,式(10)为一个非线性最小二乘问题,无法通过有效的线性方法进行求解,为此,设计一种迭代算法进行求解。

假设在 \tilde{t}_i 已知的情况下,相当于时间已经对准,则可以利用 2.1 节的式(7)求出最优的 $\boldsymbol{\Theta}$ 。同样,在 $\boldsymbol{\Theta}$ 已知的情况,可以最小化式(9)求出所有的最优的 \tilde{t}_i 。求出 \tilde{t}_i 后,又可以再求解 $\boldsymbol{\Theta}$,这样反复迭代即是在不断地减小总的残差式(10)。

下面描述在 $\boldsymbol{\Theta}$ 已知的情况,如何最小化式(9)求 \tilde{t}_i 。

若 $\boldsymbol{\Theta}$ 已知,则 $\tilde{\boldsymbol{\Theta}}$ 也已知,则物方残差式(4)变为

$$\mathbf{e}_{i,j}(\tilde{t}_i) = \mathbf{V}_{i,j}(\tilde{\boldsymbol{\Theta}} \tilde{\mathbf{T}}_{i,j} - \mathbf{C}_i) \quad (11)$$

将式(8)代入式(11),再设

$$f_j(\tilde{t}_i) = \|\mathbf{e}_{i,j}(\tilde{t}_i)\|^2 = \mathbf{e}_{i,j}^T(\tilde{t}_i) \mathbf{e}_{i,j}(\tilde{t}_i) \quad (12)$$

可见 $f_j(\tilde{t}_i)$ 函数为一个 $2n$ 次多项式,因此在 $\boldsymbol{\Theta}$ 已知的情况下,式(9)也仅为一个 \tilde{t}_i 的 $2n$ 次多项式。为了最小化式(9),通过求导为零,也就是求解一个一元 $2n-1$ 次方程,即可求解出 \tilde{t}_i 。

由于统一的参考时间系统可以任意选,因此不妨选择第一个相机的时间系统作为参考,则 $\tilde{t}_1 = 0$ 。

针对上述迭代方法,初值可以选择相机之间时间差或者目标轨迹参数初值。对于时间相差初值,可以使用所有的 $\tilde{t}_i = 0$,或者人为地估计相机之间时间相差的大概值。对于目标轨迹初值,可以先假设目标为直线运动轨迹,利用文献[5]的线性方法求解轨迹参数的初值。

2.3 无时间信息的情况

无时间信息,指观测测量只有观测视线,而无相机拍摄图像的时间信息。因此,也不要求相机等频拍摄。也就是所有的 $t_{i,j}$ 都是未知数。仍然期望最小化物方残差平方和求取目标轨迹参数 $\boldsymbol{\Theta}$ 和所有时间信息 $t_{i,j}$,也就是最小化式(13)。

$$E(\boldsymbol{\Theta}, t_{1,1}, \cdots, t_{N_C, N_{Ci}}) = \sum_{i=1}^{N_C} \sum_{j=1}^{N_{Ci}} \|\mathbf{e}_{i,j}\|^2 \quad (13)$$

采用跟上一节时间未对准情况类似的迭代方法。若所有 $t_{i,j}$ 已知,则可以利用 3.1 节求解最优的 $\boldsymbol{\Theta}$ 。若 $\boldsymbol{\Theta}$ 已知,则有

$$\mathbf{e}_{i,j}(t_{i,j}) = \mathbf{V}_{i,j}(\tilde{\boldsymbol{\Theta}} \tilde{\mathbf{T}}_{i,j} - \mathbf{C}_i) \quad (14)$$

$$g_{i,j}(t_{i,j}) = \|\mathbf{e}_{i,j}(t_{i,j})\|^2 = \mathbf{e}_{i,j}^T(t_{i,j}) \mathbf{e}_{i,j}(t_{i,j}) \quad (15)$$

可见, $g_{i,j}(t_{i,j})$ 也是一个 $2n$ 次多项式,为了使其最小化,可以通过求解一个一元 $2n-1$ 次方程,求解出 $t_{i,j}$ 。对于目标轨迹的初值,仍然可以使用文献[5]的线性方法求解轨迹的初值。

时间信息本质上表示目标在运动轨迹上的位置信息。对于上述三种情况,第一种最常见,因为大部分情况下,时间系统均已经对准,此时多目轨迹交会法只需要求解一个线性最小二乘问题。而后两种情况,由于存在未知的时间参数,原问题转化为不仅要求目标轨迹还要求未知时间参数的非线性最小二乘问题,因此,使用迭代方法求解。

3 实验

3.1 仿真实验

为了验证李鑫等提出的多目轨迹交会法的有效性和精度,参考靶场的测量目标运动的条件,拟采用下面的仿真条件:

目标做匀速直线飞行,初始位置为 $[0 \quad 0 \quad 100\text{m}]^T$,速度为 $[0 \quad 0 \quad -1000\text{m/s}]^T$ 。采用双目交会测量。两个相机的位置为 $[1000\text{m} \quad 0 \quad 0]^T$ 、 $[0 \quad 1000\text{m} \quad 0]^T$,且保持静止。为了对目标轨迹进行成像,设相机的光轴均指向点 $[0 \quad 0 \quad 50\text{m}]^T$,从而两个相机都可以对目标轨迹进行成像。两个相机的拍摄频率均为 1kHz。两个相机的内参均为

$$K = \begin{bmatrix} 10\ 000 & 0 & 640 \\ 0 & 10\ 000 & 512 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

假设第一个相机对目标从初始位置开始连续有效成像 50 幅图,第二个相机则连续有效成像 100 幅图。

通过几种交会算法的计算,比较对目标的定位误差,计算公式为:

$$E_p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_C} \sum_{j=1}^{N_{C_i}} \|P_{i,j} - P_{g,i,j}\|^2} \quad (16)$$

其中, $P_{g,i,j}$ 表示目标位置的真值, N 表示总的图像数目,且

$$N = \sum_{i=1}^{N_C} N_{C_i} \quad (17)$$

比较下列五种算法的计算结果:

1) 先交会再拟合,表示先在每一时刻对目标进行交会后,再进行拟合的算法。

2) Avidan,文献[5]中线性交会直线轨迹的算法。

3) 方法 1,时间已经完全对准的情况下的多目轨迹交会算法。

4) 方法 2,相机之间时间未对准的情况下的多目轨迹交会算法。以 Avidan 算法为初值。

5) 方法 3,在没有时间信息的情况下的多目轨迹交会算法。以 Avidan 算法为初值。

假设两个相机之间的时间已经对准。加入图像高斯噪声的水平从 0.2pixel 逐渐变化到 2pixel 的情况下,统计独立仿真 1000 次的目标定位误差的平均值,计算结果如图 2 所示。

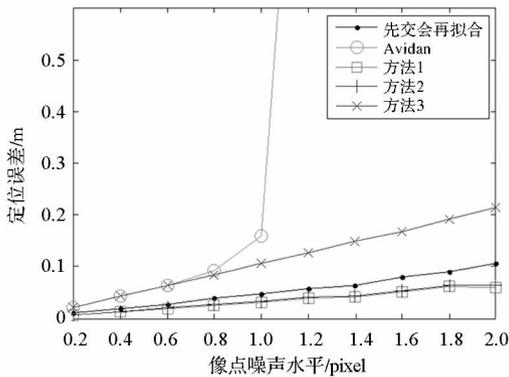


图 2 五种算法在不同噪声情况下的目标定位误差

Fig. 2 Position errors of five methods at varying noise levels

从图 2 中可以看出,由于时间已经对准,Avidan 方法和方法 3 由于不使用时间信息,因此精度较低,且当噪声较大时,Avidan 方法对噪声更加敏感。而先交会再拟合方法,利用前面 50 帧

交会后再进行拟合,实际上拟合的时候已经使用了时间信息。但由于单目不能交会,因此,其无法使用第二个相机的后 50 帧图像信息。方法 1 则有效利用了所有的观测量,因此精度最高。而方法 2 假设两个相机之间存在一个时间系统差,并对其进行了估计,相当于只增加了一个多余的未知量,因此精度与方法 1 接近。

假设图像目标提取噪声水平固定为 0.2pixel,两个相机之间存在系统时间差。第一个相机的时间不变,作为参考时间,第二个相机的时间与参考时间相差从 0ms 增加到 10ms,也就是由于时间信息的偏差,两个相机之间的图像对应发生了错位。考虑到相机的频率为 1kHz,则时间相差 1ms 就表示图像错位了 1 帧,相差 10ms 就错位了 10 帧。考察这种情况下五种算法的目标定位精度,结果见表 1。可以看出,先交会再拟合法以及方法 1 精度随着时间偏差的增大,目标定位误差越来越大。因为两者都直接使用了相机自身的有偏差的时间信息。其他三种方法误差较小,特别是方法 2,因为其有效使用了相机自身的时间,使用的模型是最准确的,因此定位误差最小,精度最高。

表 1 不同时间偏差情况下的五种算法的目标定位误差
Tab. 1 Position errors of five methods at varying time bias levels

时间偏差/ms	目标定位误差/m				
	先交会再拟合	Avidan	方法 1	方法 2	方法 3
0	0.0102	0.0217	0.0070	0.0072	0.0216
2	1.0040	0.0216	0.8457	0.0076	0.0215
4	2.0077	0.0212	1.6676	0.0069	0.0211
6	3.0131	0.0216	2.4668	0.0079	0.0215
8	4.0163	0.0215	3.2451	0.0076	0.0214
10	5.0201	0.0214	4.0046	0.0075	0.0213

3.2 真实实验

真实实验采用靶场采集的真实目标图像和相机标定数据,目的是测量弹头末段打击靶标前的位置和速度。

采用双目交会模式。第一个相机有效成像 68 帧,第二个相机有效成像 14 帧,第二个相机有效成像帧数少,原因是实际实验是多个弹头陆续打击同一靶标。这样,非首发弹头会受到前面弹头打击靶标后靶标周围存在烟尘的遮

挡,导致有效成像帧数较少。两个相机交会角约为 35° ,拍摄频率均为 1kHz,且时间均已通过各自时统设备与 GPS 时间统一,也就是两个相机的时间已经对准,但是不能保证两个相机拍摄完全同步。

求解过程中,假设弹头做匀速直线运动,也就是对目标采用时间的一次多项式标达。以上五种方法求解的目标位置如图 3 所示。图 3 中,两个黑色棱形表示两个相机的位置,箭头表示相机光轴的指向。从交会目标轨迹的位置可以看出,除了 Avidan 方法,其他四种方法求得的目标轨迹位置比较接近。而五种方法得到的重投影物方残差依次分别为 0.190m, 12.343m, 0.060m, 0.043m 和 0.004m。可以看出李鑫等提出的多目轨迹交会法,也就是后三种方法残差均很小。值得注意的是,方法 2 并不需要时统对两个相机的时间对准。而方法 3 由于仅仅使用视线测量信息,因此,更是不需要已知相机的拍摄频率。真实实验结果表明了多目轨迹交会算法的有效性。

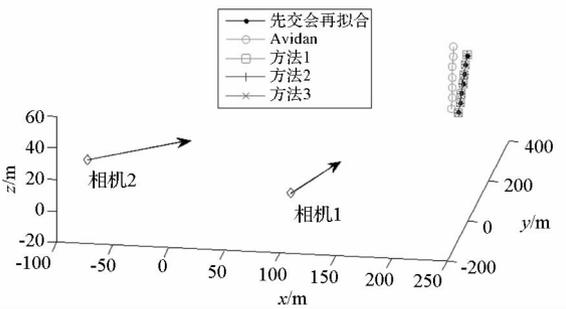


图 3 真实实验配置及目标轨迹求解结果

Fig.3 Real data experiment setup and result of target trajectory computation

实际中,可以根据不同的时间信息测量情况从三种方法中选择对应的方法。若时间系统已经完全对齐,则采用方法 1;若多个相机仅有自身的时间信息,而彼此之间时间没有对齐,则采用方法 2;若没有时间信息,则采用方法 3。

4 结论

本文针对靶场中多个相机对目标的运动测量,提出多目轨迹交会法。根据不同的时间信息,

采用不同的模型求解。相对于传统的先交会再拟合的方法,该方法不但精度高,而且能适应观测不同步,时间未对准,甚至无时间信息的情况。仿真和真实实验验证了该方法的有效性和精度。下一步将研究采用不同的目标运动阶次以及相机运动对算法的影响。

参考文献 (References)

[1] 于起峰, 尚洋. 摄影测量学原理与应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
YU Qifeng, SHANG Yang. Videometrics: principles and researches[M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)

[2] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[M]. 2nd ed. UK: Cambridge University Press, 2004.

[3] 张小虎, 邱慧, 周剑, 等. 一种单像机对运动目标定位的新方法[J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(5): 114-118.
ZHANG Xiaohu, DI hu, ZHOU Jian, et al. A new method for moving target positioning under the condition of monocular camera [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2006, 28(5): 114-118. (in Chinese)

[4] Yu Q F, Shang Y, Zhou J, et al. Monocular trajectory intersection method for 3D motion measurement of a point target[J]. Science in China Series E: Technological Sciences, 2009, 52(12): 3454-3463.

[5] Avidan S, Shashua A. Trajectory triangulation 3D reconstruction of moving points from a monocular image sequence [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(4): 348-357.

[6] 桂阳. 基于机载视觉的无人机自主着舰引导关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
GUI Yang. Research on key techniques of airborne vision-based navigation for autonomous landing of a UAV on a ship deck [D]. Changsha: National University of Defence Technology, 2013. (in Chinese)

[7] Pflugfelder R, Bisch H. Localization and trajectory reconstruction in surveillance cameras with nonoverlapping views [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 709-721.

[8] Micusik B. Trajectory reconstruction from non-overlapping surveillance cameras with relative depth ordering constraints [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 922-928.

[9] Shashua A, Wolf L. Homography tensors: On algebraic entities that represent three views of static or moving planar points [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2000: 507-521.

[10] 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.