

## 基于扩展卡尔曼滤波的空间小目标跟踪算法

郭晓军<sup>1</sup>, 万龙<sup>2</sup>, 刘峰<sup>1</sup>

(1. 海军航空工程学院控制工程系, 山东 烟台 264001; 2. 中国人民解放军91436部队, 广西 柳州 545613)

**摘要:** 由于天基平台拍摄天空图片时,背景和相机同时发生相对运动,造成相邻帧之间无法通过简单的帧差法得到运动的小目标,造成了空间目标检测的难度。在分析星空图像模型的基础上,提出了一种提取特征点组成匹配三角形的图像配准方法,该方法通过最优阈值的选取对单帧图像进行分割,去除背景噪声。将星点按面积大小划分,符合条件的星点组成特征三角形并在相邻帧中进行匹配得到运动参数。在配准时为了减小计算量,忽略背景插值只针对星点坐标矩阵进行处理。最后通过多帧轨迹关联检测出目标的运动轨迹。仿真实验表明,在运动的序列图像中,该方法能实现高检测率和低虚警率的实时检测。

**关键词:** 目标检测; 最优阈值; 图像配准; 轨迹关联; 空间目标

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)04-0057-05

## An Algorithm for Small Space Target Tracking Based on Extended Kalman Filter

GUO Xiao-jun<sup>1</sup>, WAN Long<sup>2</sup>, LIU Feng<sup>1</sup>

(1. Control Engineering Department, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;  
2. No. 91436 Unit of PLA, Liuzhou 545613, China)

**Abstract:** When the space-based platform shoots the star-image pictures, the background and the camera have relative motion simultaneously. Thus the small moving targets can not be detected through the simple frame difference. Based on analysis to star image model, an image registration method is proposed by extracting feature points to match the same triangle. In the method, optimum threshold is selected for single frame image segmentation and background noise removal. Then, the bright stars are divided by the area, and the feature triangles are made up by the stars that meet the conditions. The motion parameters can thus be obtained in adjacent frames by matching the feature triangle. For reducing the complexity, the star centroid coordinate matrix is processed instead of the whole star image to image registration. Finally, the target track is obtained through a multi-frame track association. Simulation and tests demonstrate that the method can achieve high detection rates and low false alarm rate in the sequence frames.

**Key words:** target detection; optimal threshold; image registration; track association; space target

### 0 引言

弱小目标检测和跟踪问题广泛应用于诸多领域。深空背景中的运动目标对航天器容易造成威胁,对其进行有效的检测及跟踪并编目具有很大的民用及军事用途,因此国内外开展了大量研究<sup>[1]</sup>。

天基平台可在凝视成像和扫描成像两种模式下工

作,由于平台的高速运动,因此一些传统的方法(如帧差法、光流法等)无法得到较好的检测结果。

小目标的跟踪技术主要包括建模匹配法和滤波关联法两类<sup>[2-3]</sup>。建模匹配可分为模板匹配和梯度匹配:模板匹配<sup>[4]</sup>类似于空间卷积,将目标图像在当前帧上不断移位,计算模板与当前位置相关程度,根据判决准则判断目标在图像中的位置;基于梯度的匹配可以将图像分为较多的梯度空间,使其具有唯一性,提高匹配精确度。滤波关联法<sup>[5-6]</sup>主要包括卡尔曼滤波和粒子滤波,卡尔曼滤波适用于高斯白噪声情况,最近较为流行的粒

收稿日期:2015-01-10

修回日期:2015-12-22

基金项目:国家自然科学基金(51005242)

作者简介:郭晓军(1962—),男,山东烟台人,副教授,硕导,研究方向为控制工程、计算机视觉。

子滤波方法能够对任意情况的移动进行精确跟踪。

针对深空背景星图的成像特点,本文提出了一种扩展卡尔曼滤波器方法对星图中弱小目标进行跟踪。首先通过最优阈值划分去除背景噪声,对相邻帧中恒星进行匹配处理提取恒星点,构建卡尔曼滤波器的状态方程和量测方程。

## 1 星图特性分析

星空图像由星空背景和大量宇宙噪声组成,图像生成模型可表述为

$$f(x,y,t) = f_b(x,y,t) + f_s(x,y,t) + f_T(x,y,t) + n(x,y,t) \quad (1)$$

式中: $f_b(x,y,t)$ 为深空背景灰度值; $f_s(x,y,t)$ 为恒星背景灰度值; $f_T(x,y,t)$ 为目标灰度值; $n(x,y,t)$ 为噪声灰度值; $x,y$ 表示图像中的像素坐标; $t$ 表示序列图像的帧数。

在拍摄的星空图像中,恒星目标和移动的小目标成像模型均可用高斯函数进行模拟,且其形状都很接近,难以从单帧图像中区分。

恒星和目标灰度分布情况如图 1 所示。

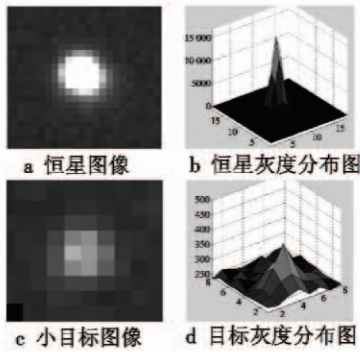


图 1 恒星和目标灰度分布示意图

Fig. 1 Gray distribution of star and targets

## 2 目标检测

### 2.1 单帧图像分割

针对含有一定噪声的星图,假定其高斯模型的均值为 $\mu$ ,标准差为 $\sigma$ 。根据统计结果,分布在 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 区间的概率为 99.7%,在 $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$ 区间的概率为 95%<sup>[7]</sup>。因此利用阈值 $\mu + 3\sigma$ 可以滤除大部分背景噪声,关键在于如何估计高斯噪声的均值和方差。图 2a 所示为一帧 1024 像素 $\times$ 1024 像素的 16 位原始星空图像,图 2b 所示为图像的灰度直方图分布。

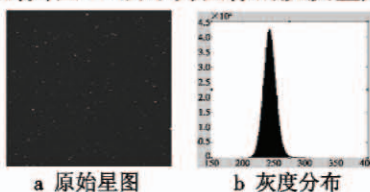


图 2 原始星图及其灰度分布

Fig. 2 Original image and gray distribution

统计发现,图像平均灰度为 1 826.4,标准差 725.3,最大灰度值 55 273,最小灰度 201。大部分像素符合高斯分布,通过最小二乘拟合的方法得到背景的均值和方差,即图 2b 直方图拟合高斯分布的均值 $\mu$ 和标准差 $\sigma$ 。方法如下:

- 1) 计算整图均值 $\mu_0$ 和标准差 $\sigma_0$ ;
- 2) 根据对大量图像的分析,设定最大标准差变化范围 $k = 100$ ;
- 3) 计算最小二乘拟合意义下的拟合误差 $E$ ;
- 4) 剔除野点,赋值 $\mu_1 = \mu_0, \sigma_1 = \sigma_0$ ,统计灰度介于 $(\mu_1 - 3\sigma_1, \mu_1 + 3\sigma_1)$ 之间的像素均值 $\mu_0$ 和标准差 $\sigma_0$ ;
- 5) 如果 $\sigma_1$ 与 $\sigma_0$ 之差大于 $k$ ,转到步骤 3);
- 6)  $k$ 减 1,如果 $k$ 大于 2,转到步骤 2);
- 7) 找出拟合误差 $E$ 最小时的 $\mu_{\min}$ 和 $\sigma_{\min}$ 。

得到的均值 $\mu_{\min}$ 和 $\sigma_{\min}$ 为背景的最小二乘拟合系数。对于图 2a 得 $\mu_{\min} = 275.4, \sigma_{\min} = 8.2$ 。

### 2.2 图像特征提取

利用阈值划分将星图背景中的噪声初步去除,通过分割后像素的区域连通性提取图像中的星点。星点坐标的准确提取对于图像配准的精度起着关键作用,算式为

$$\begin{cases} x_0 = \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n f(x,y)x}{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n f(x,y)} \\ y_0 = \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n f(x,y)y}{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n f(x,y)} \end{cases} \quad (2)$$

通过统计星点所占面积的大小,星点中像素的灰度和,灰度平均值等建立属于每个星点的不同特征。

### 2.3 多帧图像配准

对于运动的序列图像,在对相邻帧进行配准后才能得到其准确的运动轨迹,两幅图像的关系可表示<sup>[8-9]</sup>为

$$\begin{cases} x'_i = a_{11}x_i + a_{12}y_i + a_{13} \\ y'_i = a_{21}x_i + a_{22}y_i + a_{23} \end{cases} = R[X, Y] + Q \quad i=1,2,3 \quad (3)$$

将仿射变换的 6 个参数简写为两个参数的矩阵形式,其中, $R = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} a_{13} \\ a_{23} \end{bmatrix}$ , $R$ 表示旋转参数, $Q$ 表示平移参数。 $(x,y)$ 是基准图像中像素坐标, $(x',y')$ 是待配准图像中像素位置。

由上式可得

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ a_{13} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ x'_3 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中的6个未知参数可通过匹配的三角形3个顶点的坐标值进行解算。假设3对顶点坐标分别为 $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $(x_3, y_3)$ 和 $(x'_1, y'_1)$ ,  $(x'_2, y'_2)$ ,  $(x'_3, y'_3)$ , 故有

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ a_{13} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{pmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ x'_3 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} a_{21} \\ a_{22} \\ a_{23} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{pmatrix} y'_1 \\ y'_2 \\ y'_3 \end{pmatrix} \end{cases} \quad (5)$$

由此可得到全局运动模型参数并对图像进行配准。从星图中提取的星点和得到的匹配三角形如图3所示。

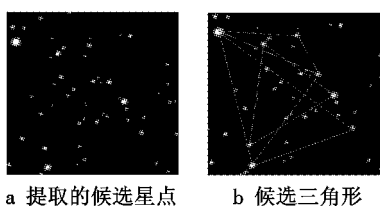


图3 三角形匹配示意图

Fig.3 Sketch map of triangle matching

### 3 卡尔曼滤波器跟踪

#### 3.1 卡尔曼滤波器模型

卡尔曼滤波理论是1960年代由KALMAN提出的,是一种线性、无偏、最小方差的统计估计方法<sup>[10-11]</sup>。本文星空图像中小目标运动特点,在相邻帧中可以假定其运动近似符合匀速直线运动,当对序列图像进行跟踪时,可以采用扩展卡尔曼算法(EKF),其基本思想是利用非线性函数的局部线性化特性,将非线性函数做一阶Taylor展开,得到线性化的系统方程从而完成对目标的跟踪问题。根据上节可得到目标的坐标及中心灰度的量测值,因此可以设计状态方程和量测方程为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\omega} \\ \mathbf{Y}_k = \mathbf{C}\mathbf{X}_k + \boldsymbol{v} \end{cases} \quad (6)$$

式中:状态向量 $\mathbf{X}_k = (x_k, y_k, u_k, v_k, g_k)$ ,分别表示目标的横坐标、纵坐标、 $x$ 轴方向运动速度、 $y$ 轴方向运动速度和中心灰度值;量测向量 $\mathbf{Y}_k = (x'_k, y'_k, g'_k)$ ,分别表示目标的横坐标、纵坐标和中心灰度; $\boldsymbol{\omega}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 分别为相互独立的零均值高斯白噪声。状态转移矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $T$ 为单位时间,量测矩阵为

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

递推卡尔曼滤波方程组如下

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_k = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{H}_k(\mathbf{Y}_k - \mathbf{C}\mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \\ \mathbf{H}_k = \mathbf{P}'_k \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\mathbf{P}'_k \mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \mathbf{R}'_k = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \\ \mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{C}') \mathbf{P}'_k \end{cases} \quad (9)$$

通过上式的迭代计算可得到目标位置、速度的预测结果。

#### 3.2 滤波器参数设置

在对目标进行跟踪时,需要手动初始化的变量分别为:1) 间隔时间;2) 系统噪声自协方差阵 $\mathbf{Q}$ 和量测噪声自协方差阵 $\mathbf{R}$ ;3) 目标初始位置信息 $(x_0, y_0)$ ,初始速度 $(u_0, v_0)$ 和中心灰度信息 $g_0$ ;4) 初始情况下目标均方误差阵 $\mathbf{P}_0$ 。

根据星空背景图像的特点和本文算法的要求将以上参数设置如下:

1) 由于系统噪声和量测噪声的自协方差阵不可能预知,可以通过实验设置为 $\mathbf{Q} = a\mathbf{I}_5$ , $\mathbf{R} = b\mathbf{I}_3$ ,其中, $a$ , $b$ 为变量参数;

2) 目标的初始化信息,可由前两帧手动给出,包括目标位置、目标速度和中心灰度,通过滤波可逐渐接近真值;

3) 在滤波之前首先通过预处理方法滤除背景噪声,并将 $\mathbf{P}_0$ 初始化为 $\mathbf{P}_0 = \mathbf{I}_5$ 。

星图图像中分为低灰度的背景区和高亮的恒星区。整幅图像的联合概率分布为

$$p(z) = P_1 p_1(z) + P_2 p_2(z) = \frac{P_1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(z-\mu_1)^2}{\sigma_1^2}\right] + \frac{P_2}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left[-\frac{(z-\mu_2)^2}{\sigma_2^2}\right] \quad (10)$$

式中: $\mu_1, \mu_2$ 分别为高斯模型下拟合的背景和目标的平均灰度值; $\sigma_1, \sigma_2$ 为拟合的方差值; $P_1, P_2$ 为对应灰度值的先验概率。从式中可以得到,将一个目标像素错划为背景的概率和将一个背景像素错划为目标的概率分别为

$$\begin{cases} E_1(T) = \int_{-\infty}^T p_2(z) dz \\ E_2(T) = \int_T^{\infty} p_1(z) dz \end{cases} \quad (11)$$

两者总的误差概率为

$$E(T) = P_2 \times E_1(T) + P_1 \times E_2(T) \quad (12)$$

将 $E(T)$ 对 $T$ 求导并令导数为0,可求得使该误差概率最小的阈值为

$$P_1 \times p_1(T) = P_2 \times p_2(T) \quad (13)$$

在方差相等的情况下可求得一个最优阈值

$$T_{\text{optimal}} = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} \ln\left(\frac{P_2}{P_1}\right) \quad (14)$$

确定式(14)中的最优值需要的限制条件太多。通过近似,将分割的最优阈值定义为  $T = \mu + \lambda\sigma$ , 本文算法中取  $\lambda$  为3。通过阈值  $T$  处理后的图像如图4所示。

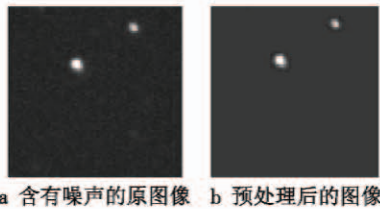


图4 原图及去除背景后图像

Fig. 4 Original and the preprocessed image

#### 4 实验结果

本文选择连续的50帧大小为1024像素×1024像素的图像进行仿真验证,拟合得到的背景均值为273.5,方差为12.3。检测目标局部放大图如图5所示。

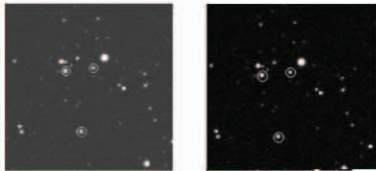


图5 检测目标局部放大图

Fig. 5 Partial enlarged image including small target

提取星图中星点面积大于20的亮点,并记录到相应的数组中,取阈值  $K = 100$ ,将两帧图像中符合条件的星点降序排列,利用两帧中三角形顶点坐标进行配准,如图6所示。



图6 三角形配准图示

Fig. 6 Triangle registration

得到的配准参数为

$$R = \begin{pmatrix} 0.9997 & -0.0006 \\ 0.0003 & 1.0006 \end{pmatrix}, T = [3.9352, 0.1074]$$

星图配准后,通过卡尔曼滤波器对多帧图像中的移动目标进行跟踪,得到的目标移动轨迹如图7所示。

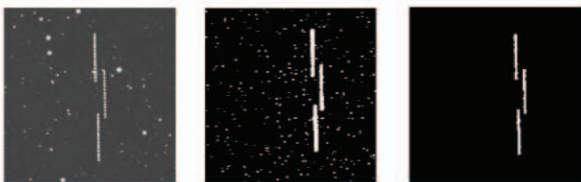


图7 轨迹关联得到的运动目标轨迹

Fig. 7 Small target trajectory after track association

分别对曝光时间为300 ms,700 ms,1100 ms,1600 ms的4组不同的图像进行测试,检验算法的单帧处理时间,结果如表1所示。针对本文方法和其他传统的检测方法在算法耗时上的对比如表2所示。分析算法性能时,耗时主要在于单帧构造三角形和相邻帧匹配上,合理的阈值选择可以减小构造的三角形总数,是决定算法处理时间快慢的关键。

表1 单帧图像处理时间

Table 1 Processing time of single frame

曝光时间/ms	图像帧数	总耗时/s	单帧耗时/s
300	30	52.8	1.76
700	30	55.1	1.84
1100	30	57.3	1.91
1600	30	62.4	2.08

表2 多种方法耗时情况对比

Table 2 Time-consuming contrast of different methods

	图像差分	窗口检测	三维匹配	本文方法
算法耗时/s	2.01	2.54	2.13	1.76

本文所采用的方法无须目标的先验知识,在背景变化的情况下可实现目标的自动检测和跟踪。从实验结果分析可得,检测的灵敏度主要依赖于星图质心定位和图像配准的精度,检测概率曲线如图8所示。

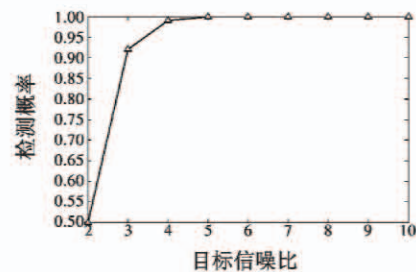


图8 检测概率曲线

Fig. 8 The probability of detection

#### 5 结论

本文在分析了深空背景图像模型的基础上,针对弱小目标的特点,提出了一种改进的基于三角形匹配的配准方法对弱小目标进行检测。对连续多帧图像进行仿真验证,得到了清晰的目标运动轨迹。在算法耗时上针对不同的曝光时间略有不同,整体处理时间在2s左右。算法的不足之处在于对目标进行跟踪时仍需人工手动标记,无法自动完成。

#### 参考文献

- [1] GROSSI E, LOPS M. Sequential detection of Markov targets with trajectory estimation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(9):4144-4154.
- [2] ZHANG T X, LI M, ZUO Z R, et al. Moving dim point tar-

- get detection with three-dimensional wide-to-exact search directional filtering[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(2):246-253.
- [3] DAVEY S J, RUTTEN M G, CHEUNG B, et al. A comparison of detection performance for several track-before-detect algorithms[C]//The 11th International Conference on Information Fusion, 2008:1-8.
- [4] 王学伟,王春歆,张玉叶,等. 空间小目标动态规划检测[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(2):477-484. (WANG X W, WANG C X, ZHANG Y Y, et al. Detection of small space target by dynamic programming[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(2):477-484.)
- [5] DIANI M, CORSINI G, BALDACCI A. Space-time processing for the detection of airborne targets in IR image sequences[J]. *IEEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing*, 2001, 148(3):151-157.
- [6] 罗寰,王芳,陈中起,等. 基于对称差分 and 光流估计的红外弱小目标检测[J]. *光学学报*, 2010, 30(6):1715-1720. (LUO H, WANG F, CHEN Z Q, et al. Infrared target detecting based on symmetrical displaced frame difference and optical flow estimation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(6):1715-1720.)
- [7] 姜磊,张艳宁,孙瑾秋. 基于分块的非均匀 Hough 变换轨迹检测方法[J]. *中国体视学与图像分析*, 2009, 14(1):60-66. (JIANG L, ZHANG Y N, SUN J Q. Trajectory detection by non-uniform quantitative Hough transform in segmented blocks[J]. *Chinese Journal of Stereology and Mage Analysis*, 2009, 14(1):60-66.)
- [8] 郝志成,朱明. 基于多约束准则匹配算法的序列图像配准[J]. *光学学报*, 2010, 30(3):702-707. (HAO Z C, ZHU M. Serial image registration based on multiple restriction matching algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(3):702-707.)
- [9] LEE J H, KIM Y S, LEE D, et al. Robust CCD and IR image registration using gradient-based statistical information[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(4):347-350.
- [10] 朱明早,罗大庸. 基于帧间差分背景模型的运动物体检测与跟踪[J]. *计算机测量与控制*, 2006, 14(8):1004-1006, 1009. (ZHU M H, LUO D Y. Moving objects detection and tracking based on two consecutive frames subtraction background model[J]. *Computer Measurement & Control*, 2006, 14(8):1004-1006, 1009.)
- [11] CHU P L. Efficient detection of small moving objects[R]. *Lincoln Laboratory Technology*, ADA213314. 1989, 6:71-77.
- (上接第36页)
- [2] CHEN Q, WU H Y, SHIOYAMA T, et al. Head pose estimation using both color and feature information[C]//Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition, Barcelona, Spain, USA:IEEE Computer Society, 2000, 2:842-845.
- [3] MURPHY-CHUTORIAN E, TRIVEDI M M. Head pose estimation in computer vision: a survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*(S0162-8828), 2009, 31(4):607-626.
- [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(1):103-107.
- [5] LEPETIT V, MORENO-NOGUER F, FUA P. EPnP: an accurate  $O(n)$  solution to the PnP problem[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 81(2):155-166.
- [6] HARTLEY R I, KAHN F. Global optimization through rotation space search[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 82(1):64-79.
- [7] LU C P, GREGORY D H, 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] 罗斌,王勇天,刘越. 高精度鲁棒的座舱头部姿态跟踪器研究[J]. *北京理工大学学报*, 2011, 31(3):367-372. (LUO B, WANG Y T, LIU Y. Study on high accurate and robust head pose tracker for cockpit environment[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2011, 31(3):367-372.)
- [9] MA K, DING Q X, ZHANG Q Z, et al. Head attitude tracking based on EKF[C]//The 6th SPIE International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing Technology, SPIE, 2012, 8417:84171P1-84171P7.