

文章编号:1007-2780(2019)02-0188-06

一种解决遮挡问题的跟踪方法

吴水琴^{1,2,3}, 毛耀^{1,2*}, 刘琼^{1,2}, 李志俊^{1,2}

(1. 中国科学院 光束控制重点实验室, 四川 成都 610209;

2. 中国科学院 光电技术研究所, 四川 成都 610209;

3. 中国科学院大学, 北京 101400)

摘要:针对图像跟踪领域中因遮挡产生的漂移问题,提出一种基于直方图比的背景加权的 Mean Shift 算法和 Kalman 预测滤波器融合的方法。本文方法通过改进目标模型来优化 Bhattacharyya 系数值,增大目标正常跟踪状态下和遮挡状态下 Bhattacharyya 系数的差值,提高遮挡判定的有效性,进而提高遮挡时的跟踪性能。通过实验证明,基于直方图比的背景加权的 Mean Shift 算法和 Kalman 预测滤波器融合的方法可有效解决遮挡跟踪问题。

关键词: 遮挡跟踪; Mean Shift 算法; Kalman 预测; 背景加权

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20193402.0188

Tracking method for solving occlusion problem

WU Shui-qin^{1,2,3}, MAO Yao^{1,2*}, LIU Qiong^{1,2}, LI Zhi-jun^{1,2}

(1. Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Science, Chengdu 610209, China;

2. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Science, Chengdu 610209, China;

3. Chinese Academy of Science, Beijing 101400, China)

Abstract: Aiming at the drift caused by occlusion in the field of image tracking, a fusion method based on Mean Shift and histogram ratio background weighted algorithm and Kalman predictive filter was proposed. The Bhattacharyya coefficients were optimized by improving the target model. The difference between the Bhattacharyya coefficients in the normal tracking state and in the occlusion state was increased. The effectiveness of occlusion judgement was improved so the performance of tracking in occlusion was improved. The experiments show that this method can effectively solve the occlusion tracking problem.

Key words: occlusion tracking; Mean Shift algorithm; Kalman prediction; background weighted

1 引言

目标跟踪是指对一段连续视频和图像序列中

的目标进行状态估计和跟踪的过程,是计算机视觉的主要研究方向之一,现已被广泛应用于视频监控领域、军事领域和人机交互的游戏领域。随着嵌入式硬件的发展和图像序列集的完善,目前

收稿日期:2018-09-05;修订日期:2018-12-15.

* 通信联系人, E-mail: maoyao@ioe.ac.cn

已涌现了大量的跟踪算法。但遮挡问题一直跟踪研究中的难点,由于目标被局部或全局遮挡时,目标特征信息的减少导致跟踪算法失效或提取到假目标。目前研究人员已经提出一些方法来解决跟踪中的遮挡问题:TLD跟踪算法^[1]通过在跟踪算法中加入遮挡检测机制和检测模块来解决遮挡问题,其根据前向后向误差法判断目标是否跟踪失败,若检测出跟踪失败则启用检测模块重新检测出目标。但TLD跟踪算法的帧频低,往往达不到实时性要求。分块匹配算法^[2]将目标分为多个子区域,利用各个子区域的特征进行跟踪。其充分利用了目标未被遮挡的区域进行跟踪,避免了被遮挡部分带来的不利影响,能够有效的解决局部遮挡跟踪问题。但是分块匹配算法无法解决目标被全部遮挡的跟踪问题;且分块匹配算法的跟踪性能受子块大小的影响,若子块过大时跟踪算法的抗遮挡能力下降,子块过小时跟踪算法的跟踪性能下降。研究人员利用Mean Shift跟踪算法与Kalman预测融合的方法^[3]进行跟踪,使用Bhattacharyya系数法进行遮挡判定,若判定目标处于正常跟踪状态时,使用Mean Shift算法进行跟踪;若判定目标处于遮挡状态时,则使用Kalman预测滤波器进行预测跟踪。由于Kalman预测滤波器受给定测量信息和遮挡判定的影响,若Mean Shift算法发生漂移导致Kalman预测滤波器中的历史数据信息存在错误,会影响遮挡状态下Kalman预测滤波器的预测性能;若遮挡判定不准确,当目标进入遮挡物时没有检测出遮挡状态或检测出遮挡状态时跟踪算法已经失效,Kalman预测滤波器未启动或未及时启动,会导致跟踪失效^[4-6]。针对上述问题,本文提出一种基于直方图比的背景加权的Mean Shift算法与Kalman预测滤波器融合的方法,与Mean Shift算法相比,其具有如下优势:

(1)本文算法通过改进目标的表现模型来提高目标在正常跟踪状态的跟踪精度,从而提高Kalman预测性能。

(2)本文算法通过减少背景像素的影响来优化Bhattacharyya系数值,增大正常跟踪状态下和遮挡状态下Bhattacharyya系数的差值,提高遮挡检测的敏感性。

本文使用图片序列验证算法的有效性,通过实验表明,本文算法能够提高遮挡时的跟踪性能。

2 跟踪算法原理

2.1 Mean Shift 算法原理

Mean Shift算法是利用图像的颜色直方图信息作为搜索匹配的特征,利用Bhattacharyya系数作为目标模板和候选模板的相似度函数,完成特征的匹配。在跟踪过程中,通常使用矩形框手动选择目标区域,目标区域中有 m 个像素点,特征空间中特征值的个数为 n ,对目标区域的特征值 u 进行建模:

$$q_u = C \sum_{i=1}^m k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u], \quad (1)$$

式中: x_i 为第 i 个像素的坐标,函数 $b(x_i)$ 为位置 x_i 处的特征值, $\delta[b(x_i) - u]$ 判定 $b(x_i)$ 是否等于 u ,若相等则值为1,否则值为0。核函数 $k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)$ 采用Epanechnikov剖面函数,起到了加强矩形框中心像素并弱化边缘像素的作用。 C 为归一化常数,其式为:

$$C = \frac{1}{k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u]}, \quad (2)$$

候选区域的模型与式(1)类似,第 N 帧中特征值 u 的概率模型为:

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^m k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u], \quad (3)$$

C_h 为归一化常数,与(1)中的 C 对应。

使用Bhattacharyya系数来度量目标模板和候选模板的相似度,其定义为:

$$\rho(y) = \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u}, \quad (4)$$

其中, $\rho(y)$ 的值在 $[0, 1]$ 之间, $\rho(y)$ 的值越大,表示2个模板的相似度越高。通过对相似度函数求最大值,得到目标的位置为:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^m x_i w_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^m w_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)} + y_0, \quad (5)$$

式中:

$$g(x) = -k'(x), \quad (6)$$

$$w_i = \sum_{u=1}^n \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u], \quad (7)$$

其中: y_0 表示目标当前的位置, y_1 为迭代后的新位置。

2.2 基于直方图比的背景加权的 Mean Shift 算法

由于经典的 Mean Shift 算法中目标初始模板受背景像素的影响^[8-10], 所以本文使用基于直方图比的背景加权的 Mean Shift 算法(HRBW Mean Shift), 通过在目标模板外的环形区域内建立背景直方图, 使用基于目标直方图和背景直方图的对数似然比值推导出的权值作为背景加权因子, 通过在目标模板中加入背景加权因子来减少背景像素的影响, 从而提高算法的跟踪能力和遮挡检测能力。

(1) 背景直方图建模

如图 1 所示, 红色矩形框为目标区域, 目标外部环形区域为背景区域, 背景区域的模型为式(8):

$$b_u = \sum_{i=1}^{n_k} \delta[b(x_i) - u] / n_k, \quad (8)$$

(2) 计算特征值为 u 的对数似然比值

$$L_u = \lg \frac{\max\{q_u, \eta\}}{\max\{b_u, \eta\}}, \quad (9)$$

式中, η 是为了防止 q_u 或 b_u 为 0 的错误情况, 所以给 η 赋值为一个很小的值 (0.1×10^{-6})。上式中通过非线性变换, 使得和背景颜色特征相同的特征值在目标直方图中所占的权重较小。



图 1 背景直方图建模图

Fig.1 Picture of background histogram modeling

(3) 计算变换后的背景加权系数

根据式(9)得出的对数似然比值, 使得和背景颜色特征相同的特征值在目标直方图中所占的权重较小, 使得属于目标直方图的特征的权重较大。得到背景加权系数 μ_u 为:

$$\mu_u = \begin{cases} 0.5 + \frac{L_u}{L_{\max}} \times 0.5, & L_u > 0 \\ \frac{L_{\min} - L_u}{L_{\min}} \times 0.5, & L_u < 0 \end{cases}, \quad (10)$$

其中: $L_{\max}$ 是 L_u 中的最大值, $L_{\min}$ 是 L_u 中的最小值; μ_u 是分段函数, 表示特征值 u 的权重, 其取值在 $[0, 1]$ 。

(4) 背景加权的背景直方图建模

$$q'_u = C' \mu_u \sum_{i=1}^m k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u], \quad (11)$$

其中: μ_u 为背景加权系数, C' 为归一化因子。

(5) Bhattacharyya 公式

$$\rho'(y) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q'_u} = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) C' \mu_u \sum_{i=1}^m k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u]}. \quad (12)$$

2.3 Kalman 预测滤波器

Kalman 预测滤波算法是根据目标的历史运动数据来预测目标下一时刻运动轨迹的一种跟踪方法。本文使用目标的位置和速度信息作为 Kalman 预测滤波器的状态参数, 由于图像序列中相邻两帧图像之间的间隔时间较短, 两帧之间速度的变换量较小, 所以假设图像序列中的目标做匀速运动。则卡尔曼滤波器的状态方程定义为:

(1) 状态预测方程

$$x(k | k-1) = A x(k-1 | k-1), \quad (13)$$

$x(k | k-1)$ 是根据 $k-1$ 时刻的目标状态预测 k

时刻的状态信息, $x(k-1 | k-1)$ 是目标 $k-1$ 时刻的状态信息, A 是状态转移矩阵, 本文中的状态信息 x 为:

$$x = [x, y, v_x, v_y]^T, \quad (14)$$

其中: x, y 分为表示目标在图像中的横坐标和纵坐标, v_x 和 v_y 分别表示目标的横向运动速度和纵向运动速度。状态矩阵 A 为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

(2)协方差预测方程

$$P(k | k-1) = AP(k-1 | k-1)A^T + Q, \quad (16)$$

其中: $P(k | k-1)$ 为根据 $k-1$ 时刻预测到 k 时刻的协方差, Q 为测量噪声方差。

(3)Kalman 增益方程

$$K_g(k) = P(k | k-1)H^T / (HP(k | k-1)H^T + R) \quad (17)$$

$K_g(k)$ 为 k 时刻的卡尔曼增益值, H 为观测矩阵, R 为过程噪声方差。

(4)协方差更新方程

$$P(k | k) = (I - K_g(k)H)P(k | k-1), \quad (18)$$

$P(k | k)$ 为修正后 k 时刻的协方差值。

(5)状态更新方程

$$x(k | k) = x(k | k-1) + K_g(k)(Z_k - HX(k | k-1)), \quad (19)$$

$x(k | k)$ 为修正后的状态信息, Z_k 为观测到的目标状态信息

$$Z_k = [x \ y]^T, \quad (20)$$

H 为观测矩阵, 本文 H 的取值为:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (21)$$

2.4 融合 HRBW Mean Shift 和 Kalman 预测滤波器

Bhattacharyya 系数法可以用来衡量目标模板和候选模板之间的相似度, 其值在 $[0, 1]$ 之间, Bhattacharyya 系数值越大, 表示候选模板与目标模板越相似。当目标正常跟踪时, 巴氏系数值在某一范围内波动; 当目标被遮挡时, 巴氏系数值急速下降。所以本文中使用巴氏系数作为跟踪时的遮挡检测方法, 设定遮挡阈值为 B_h 。融合 HRBW Mean Shift 和 Kalman 预测滤波器的方法进行目标跟踪时的步骤如下所示:

(1)对目标进行初始化, 使用矩形框选定目标, 根据公式(1)对目标进行初始建模, 根据公式(8)对目标框外的背景进行建模, 根据公式(10)得到背景加权系数, 然后使用公式(11)建立基于直方图比的背景加权的目标模型。

(2)获取下一帧图像数据。

(3)根据公式(5)获取目标当前的位置信息 y_1 , 并开始迭代。

(4)若 $\|y_1 - y_0\| < \varepsilon$ 或迭代次数 $k > n$,

迭代停止, 根据公式(12)计算 Bhattacharyya 系数值 $\rho'(y)$, 并将当前目标的位置信息传给 Kalman 预测滤波器。

(5)若 $\rho'(y) > B_h$, 则继续使用 HRBW Mean Shift 算法进行跟踪, 重复步骤 2、3、4、5, 若 $\rho'(y) < B_h$, 开启 Kalman 预测滤波器进行预测跟踪。

(6)使用 Kalman 预测的公式(19)更新目标的当前位置。并计算当前帧的 Bhattacharyya 系数值 $\rho'(y)$, 重复步骤 5。

3 结果讨论和分析

本文在 Windows 平台下的 Visual Studio 软件下验证上述算法的有效性, 设定遮挡阈值 $B_h = 0.5$ 。分别使用两组(a组和b组)带有遮挡物的图像序列来验证本文算法的遮挡跟踪性能。图2为a组图像序列中跟踪运动目标时的相似度值曲线对比图。在目标正常跟踪时, 本文算法相对 Mean Shift 算法的相似度值减小了不超过 0.06, 不影响目标的正常跟踪。在遮挡情况下, 图中使用 Mean Shift 算法在完全遮挡时的 Bhattacharyya 系数值为 0.55(目标经过遮挡物后跟踪算法失效, 所以 Bhattacharyya 系数值保持在 0.55), Bhattacharyya 系数值始终大于遮挡阈值 B_h , 所以此种情况下使用 Mean Shift 算法中的 Bhattacharyya 系数法无法判断目标的遮挡状态, 目标进入遮挡时无法启用 Kalman 预测滤波器, 跟踪失效。使用本文跟踪算法跟踪目标时, 目

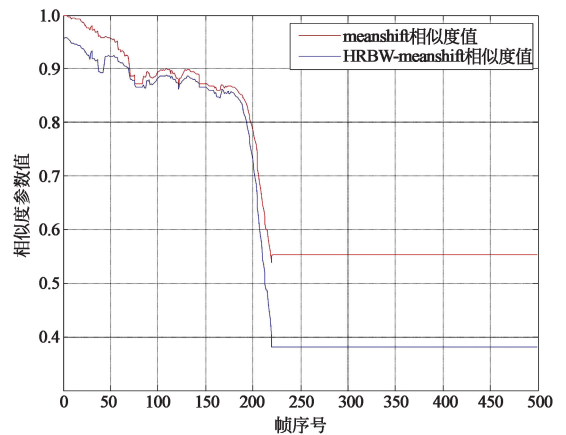


图2 a组图像序列的相似度曲线对比图

Fig.2 Comparison diagram of similarity curves of group a image sequences

标被完全遮挡时 Bhattacharyya 系数值为 0.38, 相对于 Mean Shift 算法中的 Bhattacharyya 系数的临界值减小了 0.17。此时巴氏系数值小于遮挡阈值 B_h , 故本文算法可以判定此种情况的遮挡状态, 及时启动 Kalman 预测滤波器进行预测跟踪。其跟踪效果如图 3 所示。



图 3 a 组图像序列跟踪效果图

Fig. 3 Picture of tracking in image sequence of group a

飞机在进入云层中(如图 220 帧)被判定为遮挡状态, 此时启动 Kalman 预测滤波算法进行预测跟踪, 如图 230 帧和 240 帧, 250 帧和 260 帧表示目标离开遮挡物后切换到跟踪算法进行跟踪。图 4 为 b 组图像中跟踪运动目标时相似度值的曲线对比图, 由图可知, 在遮挡阈值为 0.5 时, 本文算法和 Mean Shift 算法均能检测出遮挡。本文算法在 272 帧图像中检测出遮挡, 而 Mean Shift 算法在 278 帧才检测出, 本文算法相对 Mean Shift 算法提前检测出了遮挡, 因此更加及时的启用了 Kalman 预测滤波器。Mean Shift 跟踪算法在 272~278 帧的遮挡过程中, 由于目标的特征信息被遮挡, 使用跟踪算法获取的目标位置和真实位置有偏差, 若将此偏差传入到 Kalman 预测滤波器中, 特别是偏差较大时, 会使得预测失效, 所以及时地启动 Kalman 预测滤波器有利于提高遮挡时的跟踪性能。灰度图像序列在遮挡时的跟踪效果如图 5 所示。

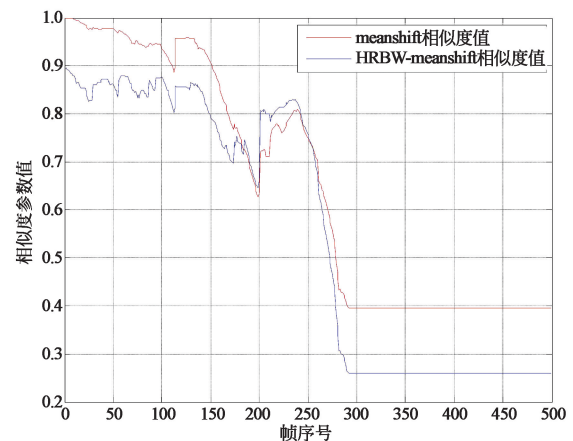


图 4 b 组图像序列的相似度曲线对比图

Fig. 4 Comparison diagram of similarity curves of group b image sequences

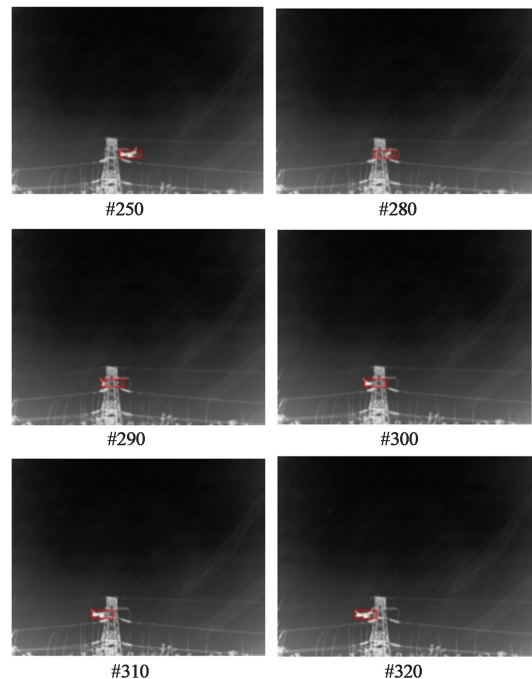


图 5 b 组图像序列跟踪效果图

Fig. 5 Picture of tracking in image sequence of group b

4 结 论

本文针对遮挡跟踪时使用 Mean Shift 算法和 Kalman 预测滤波器融合的方法时因遮挡判定不准确而造成跟踪失效的缺点, 提出使用基于直方图比的背景加权的 Mean Shift 算法和 Kalman 预测滤波器融合的方法, 基于直方图比

的背景加权的 Mean Shift 跟踪算法通过来改进目标模型来减少初始化跟踪框中的背景像素的影响,进而提高遮挡判定的准确性。通过实验表明,使用基于直方图比的背景加权的 Mean Shift 算法和 Kalman 预测滤波器融合的方法能够有效判定目标的遮挡状态,并在目标被遮挡

的情况下进行连续的跟踪。此方法可在 FPGA 硬件平台上实现高帧频跟踪,具备一定的工程实用价值。由于 Kalman 滤波方法适用于线性运动的目标或在遮挡时间较短的情况下,后续工作中将针对非线性运动目标进行研究,并解决目标遮挡时间较长的遮挡跟踪问题。

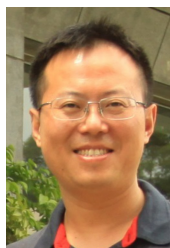
参 考 文 献:

- [1] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [2] 颜佳,吴敏渊,陈淑珍,等.应用 Mean Shift 和分块的抗遮挡跟踪[J].*光学 精密工程*, 2010, 18(6): 1413-1419.
YAN J, WU M Y, CHEN S Z, *et al.* Anti-occlusion tracking algorithm based on Mean Shift and fragments [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(6): 1413-1419. (in Chinese)
- [3] 胡波,陈恩,徐建瑜,等.基于 Kalman 预测和 Mean-shift 算法的视频目标跟踪[J].*光电子·激光*, 2009, 20(11): 1517-1522.
HU B, CHEN K, XU J Y, *et al.* Video object tracking based on Mean-shift with self-adaptability search window and Kalman prediction [J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2009, 20(11): 1517-1522. (in Chinese)
- [4] 虞旦,韦巍,张远辉.一种基于卡尔曼预测的动态目标跟踪算法研究[J].*光电工程*, 2009, 36(1): 52-56, 62.
YU D, WEI W, ZHANG Y H. Dynamic target tracking with kalman filter as predictor [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009, 36(1): 52-56, 62. (in Chinese)
- [5] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: A benchmark [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, OR, USA: IEEE, 2013: 2411-2418.
- [6] HUANG S L, HONG J X. Moving object tracking system based on camshift and Kalman filter [C]//*2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks*. Xianning: IEEE, 2011: 1423-1426.
- [7] COMANICIU D, RAMESH V. Mean shift and optimal prediction for efficient object tracking [C]//*Proceedings 2000 International Conference on Image Processing*. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2000: 70-73.
- [8] 王铭明,陈涛,王建立,等.Mean-shift 跟踪算法及其在光电跟踪系统中的应用[J].*中国光学*, 2014, 7(2): 332-338.
WANG M M, CHEN T, WANG J L, *et al.* Mean-shift tracking algorithm and its application in optoelectronic tracking system [J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(2): 332-338. (in Chinese)
- [9] VOJIR T, NOSKOVA J, MATAS J. Robust scale-adaptive mean-shift for tracking [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 49: 250-258.
- [10] 张雷,王延杰,孙宏海,等.基于颜色和边缘直方图的多目标跟踪[J].*液晶与显示*, 2016, 31(6): 595-603.
ZHANG L, WANG Y J, SUN H H, *et al.* Color and edge histogram based multi-target tracking [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(6): 595-603. (in Chinese)

作者简介:



吴水琴(1994—),女,江西上饶人,硕士研究生,2016年于西南大学获得学士学位,主要从事计算机视觉和图像跟踪的研究。E-mail:1798768385@qq.com



毛 耀(1978—),男,四川眉山人,博士,研究员,博士生导师,2016年于中国科学院光电技术研究所获得博士学位,主要从事光电跟踪系统及光束控制领域的关键技术研究。E-mail:maoyao@ioe.ac.cn