

## 基于 Mean Shift 算法和 NMI 特征的目标跟踪算法研究

甘明刚<sup>1,2</sup> 陈杰<sup>1,2</sup> 王亚楠<sup>1,2</sup> 金代中<sup>1,2</sup>

**摘要** 针对传统 Mean shift 跟踪算法对空中运动目标跟踪效果不理想的问题,提出了基于 Mean shift 算法和归一化转动惯量 (Normalized moment of inertia, NMI) 特征的目标跟踪算法. 算法中引入了目标 NMI 特征,建立了基于虚警概率最小原则和相似度二级判决门限的跟踪策略,对目标模型进行更新. 同时利用卡尔曼滤波,在目标被遮挡后进行估计预测. 实验表明该算法在空中运动目标存在较大形变、被遮挡等情况下,能够进行实时、稳定跟踪.

**关键词** 目标跟踪, 均值漂移, NMI 特征, 卡尔曼滤波

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.01332

### A Target Tracking Algorithm Based on Mean Shift and Normalized Moment of Inertia Feature

GAN Ming-Gang<sup>1,2</sup> CHEN Jie<sup>1,2</sup> WANG Ya-Nan<sup>1,2</sup> JIN Dai-Zhong<sup>1,2</sup>

**Abstract** The paper presents a target tracking algorithm which is based on the mean shift algorithm and the normalized moment of inertia (NMI) feature, because the result of the moving target tracking in the air is not satisfactory by the traditional mean shift tracking algorithm. The NMI feature of the target is introduced, and the studied tracking strategy based on the minimum principle of the false alarm probability and the two-stage decision threshold of the similarity is constructed in the algorithm. The Kalman filter is used for the estimation and prediction when the target is occluded. The experimental results show that with the algorithm even the moving target in the air is in large deformation and occlusion, the system can effectively guarantee that the tracking is real-time and stable.

**Key words** Target tracking, mean shift, normalized moment of inertia (NMI) feature, Kalman filter

基于图像信息的运动目标跟踪,是以图像处理技术为核心,有机融合了计算机、传感器、模式识别、人工智能等多种理论和方法的新型目标识别跟踪技术. Mean shift 算法作为一种基于核函数密度梯度的无参估计方法,由 Comaniciu 等<sup>[1-2]</sup>首先将该算法应用到目标跟踪领域中. 相对于基于边缘特征、变形模板、几何模型等原理的跟踪方法,其计算量小、实时性好、跟踪精度较高、适用性较强以及跟踪更加稳定<sup>[3]</sup>,近年来已被广泛应用在运动目标跟踪中.

常用的 Mean shift 目标跟踪算法多是以颜色直方图作为特征模板的,具有一定的鲁棒性. 然而,在基本的 Mean

shift 算法中,假设目标模型在跟踪过程中是基本上不变的,在很多情况下跟踪效果不佳. 对此,许多研究者提出一些解决方法. 文献 [4] 研究了 Mean shift 算法中核窗宽自动选取问题,提供了一种目标模型更新方法;文献 [5-6] 选取了区分度明显的不同目标特征来建立和更新模型;文献 [7-8] 将卡尔曼滤波器应用在跟踪中的模型更新;文献 [9] 提出了基于选择性子模型的目标更新. 但是,当目标的运动状态较为复杂时,目前解决目标更新问题的方法不够完备,Mean shift 跟踪算法仍然会出现跟踪偏差或者完全跟不上目标的情况. 同时,如果目标特征模型的建立和更新的计算复杂度很高,将会很难满足实时跟踪的要求.

因此,当前对目标模型更新的研究仍有许多不足,特别是当目标外形发生较大改变或被遮挡时,将会很容易出现因目标模型的更新问题而导致的跟踪失败<sup>[10]</sup>. 比如,在对空中运动目标的跟踪过程中,由于目标自身的运动、非目标物干扰、图像获取手段或其他外界因素的影响,图像中目标的形状、大小、明暗会不断变化,目标模型发生较大改变,基本的 Mean shift 跟踪算法不能满足跟踪要求. 因此,在实际应用中,必须研究不同状态下目标模型的更新方法和跟踪策略,以保证跟踪算法的稳健性. 针对以上问题,本文提出了一种基于 Mean shift 和归一化转动惯量 (Normalized moment of inertia, NMI) 特征判断相结合的目标跟踪算法,来实现对灰度序列图像中的空中运动目标进行实时、准确、稳定的跟踪.

### 1 Mean shift 跟踪算法的基本原理

Mean shift 跟踪算法通常将颜色直方图作为目标的特征描述,建立概率密度函数,用相似度函数度量目标模型和候选目标之间的相似性,通过求相似度函数的最大值得到关于目标的均值漂移向量,从而将跟踪问题转化为基于均值漂移的模式匹配问题,最终迭代搜索到目标的位置<sup>[1-2]</sup>.

假设  $\{x_i^*\}_{i=1,2,\dots,n}$  为目标模型的归一化像素位置,其中中心位置为 0,则目标模型特征可以表示为  $\hat{q} = \{\hat{q}_u\}_{u=1,2,\dots,m}$ ,且  $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$ ,  $m$  为直方图函数的特征空间大小,目标模型中特征值  $u$  出现的概率为

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \quad (1)$$

其中,  $k(x)$  为核函数的轮廓函数,  $\delta$  为 Kronecker delta 函数;映射  $b(x_i^*)$  为  $x_i^*$  处像素对应直方图中的颜色索引;  $C$  为归一化系数. 相应地,设  $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,n_h}$  为候选目标模型的归一化像素位置,其中心位置为  $y$ ,则候选目标模型特征表示为  $\hat{p} = \{\hat{p}_u(y)\}_{u=1,2,\dots,m}$ ,且  $\sum_{u=1}^m \hat{p}_u(y) = 1$ ,候选目标模型中特征值  $u$  出现的概率为

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (2)$$

其中,  $C_h$  为归一化系数,  $h$  为核函数的窗宽. 由跟踪目标模型与候选目标模型,定义两者之间的距离为

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[\hat{p}(y), \hat{q}]} \quad (3)$$

采用 Bhattacharyya 系数来度量两者的相似性,表示为

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

收稿日期 2009-11-11 录用日期 2010-03-30  
Manuscript received November 11, 2009; accepted March 30, 2010  
国家杰出青年科学基金 (60925011) 资助  
Supported by National Science Fund for Distinguished Young Scholars (60925011)

1. 北京理工大学自动化学院 北京 100081 2. 北京理工大学复杂系统智能控制与决策教育部重点实验室 北京 100081

1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081 2. Key Laboratory of Complex Systems Intelligent Control and Decision, Ministry of Education, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081

通过对 Bhattacharyya 系数的 Taylor 展开来得到下一次迭代的目标中心位置为

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

其中,  $g(x) = -k'(x)$ ,  $y_0$  为当前位置,  $y_1$  为下一时刻的新位置,  $w_i$  为权值.

## 2 基于 Mean shift 算法和 NMI 特征的跟踪算法

### 2.1 Mean shift 算法的目标模型更新问题

由 Mean shift 跟踪算法的基本步骤可以看出, 该算法对目标的跟踪是以模型相似度最大化为搜索准则的, 目标模型起着非常重要的作用, 但在上述的步骤中却缺乏对目标模型更新的研究. 在实际的目标跟踪中, 目标总是会因自身运动、环境条件改变或与场景中其他因素的相互影响而处于不同的状态, 这就需要在不同的运动状态中对目标模型进行动态更新, 以适应运动目标变化.

在本文所研究的方法中, 采用整体模型更新策略, 即将目标模型作为一个整体, 在当前帧跟踪结果和目标历史模型间进行加权折衷, 以获取下一帧所需的目标模型. 该策略下典型更新式为<sup>[9]</sup>

$$\mathbf{q}_t = \alpha \times \mathbf{p}_t + (1 - \alpha) \times \mathbf{q}_r \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{q}_t$  表示当前帧更新后的目标模型;  $\mathbf{p}_t$  表示当前帧跟踪到的目标模型;  $\mathbf{q}_r$  表示前一帧的目标模型;  $\alpha$  为比例因子, 表示当前帧跟踪结果权重, 其取值范围为 0 到 1. 根据式 (6), 当跟踪处于不同状态时, 可以对目标模型进行及时更新.

在对空中运动目标的跟踪中, 灰度序列图像中目标的状态大小、运动方向、飞行姿态等都会发生变化, 也会受到场景中非目标物体的遮挡. 图 1 为目标处于不同情况下, 目标区域灰度特征分布图. 由于基于灰度分布特征的 Mean shift 算法自身具有一定的鲁棒性, 在目标发生较小形变时, 目标模型不需要更新, 基本上不会影响跟踪效果. 但是当目标发生较大形变 (如非平行于图像平面的旋转等) 或被遮挡时, 如图 1 中 (b)、(c) 状态相对于 (a) 状态所示, 都使其特征模型与目标模型的相似度下降. 对于前者, 需要及时更新模型, 适应目标的变化; 对于后者, 若更新模型反而会将其遮挡物特征引入模型, 最终丢失目标. 因此, 是否对目标模型进行更新, 是要在对目标运动状态分析的基础上作出判断的. 为此, 本文引入了目标的 NMI 特征, 进而建立起了相应的目标模型更新和跟踪策略, 以保证跟踪的准确性和稳定性.

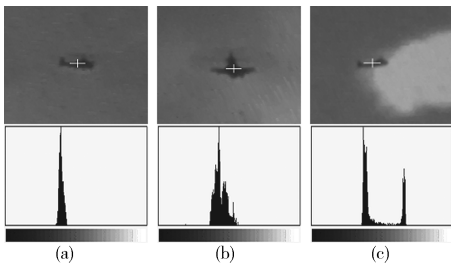


图 1 不同状态下目标区域的灰度特征图

Fig. 1 The gray feature histogram of the target area under different conditions

### 2.2 基于图像的 NMI 特征的目标判断

图像的 NMI 特征值是指图像的归一化转动惯量, 它具有较好的平移、旋转、缩放不变性, 且匹配正确率高, 计算量小, 速度快, 近些年来已经被广泛应用在图像特征匹配方面上<sup>[11]</sup>.

定义二维灰度图像中  $M \times N$  搜索框的  $p + q$  阶矩为

$$M_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (7)$$

搜索框的质心  $(\bar{x}, \bar{y})$  为

$$\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (8)$$

则图像围绕质心的转动惯量记为  $J_{(\bar{x}, \bar{y})}$ :

$$J_{(\bar{x}, \bar{y})} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |(x, y) - (\bar{x}, \bar{y})|^2 f(x, y) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2] f(x, y) \quad (9)$$

根据图像的质心和转动惯量的定义, 可给出图像绕质心  $(\bar{x}, \bar{y})$  的归一化转动惯量 NMI:

$$\text{NMI} = \frac{\sqrt{J_{(\bar{x}, \bar{y})}}}{M_{00}} = \frac{\sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2] f(x, y)}}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)} \quad (10)$$

在对图像中的目标进行跟踪时, 采用 Mean shift 跟踪算法得到目标位置信息后, 对目标区域求其 NMI 值. 设连续两帧图像中跟踪到的目标 NMI 值为  $\text{NMI}_1$  (前一帧) 和  $\text{NMI}_2$  (当前帧), 则采用式 (11) 中定义的  $G$  值来判断当前帧跟踪到的目标是否是要跟踪的目标.

$$G = \frac{|\text{NMI}_1 - \text{NMI}_2|}{\text{NMI}_1} \quad (11)$$

### 2.3 基于虚警概率最小原则和相似度二级判决门限的跟踪策略

判断跟踪到目标与否, 归根究底是由所跟踪到目标与模型的相似度决定的, 当两者相似度大于一定阈值 Gate 时才被认为找到了目标. 如果目标相似度阈值 Gate 设置过低, 会将一些错误的目标当成是真正目标, 再以这些错误的目标模型信息去更新当前的跟踪模型会造成目标的误跟踪, 尤其是系统存在伪目标时, 此种情况称为“虚警”. 另一方面, 如果目标相似度阈值 Gate 设置过高, 则某些帧目标的轻微变形会带来目标的丢失, 尤其是在存在背景和噪声干扰的场合, 更会造成目标的假性丢失, 此种情况称为“漏警”. 在实际的跟踪过程中, 跟踪上错误的目标是必须尽量避免的, 而目标假性丢失在一定程度上是可以容忍的, 因为目标的假性丢失后可以再次进入目标检测状态搜索目标. 所以, 本文遵循了虚警概率最小的原则.

当然虚警概率的降低会导致漏警概率的提高. 为了解决这个问题, 即在尽量保证虚警概率最小的原则下来降低漏警概率, 本文采用了相似度二级判决门限的方法, 设置了

$L\_Gate$  和  $H\_Gate$  的两级门限, 其中  $L\_Gate < H\_Gate$ , 以目标的 NMI 值作为判据, 采用式 (11) 中的  $G$  值与阈值相比较来确定相应的跟踪策略.

从统计学角度来看, 可以将跟踪上的目标为伪目标的情况用  $A_0$  表示, 将跟踪上的目标为真实目标的情况用  $A_1$  表示, 则  $A_0$  为真时判断  $A_1$  成立即可看作虚警, 用  $P(A_1; A_0) = P_{fa}$  表示虚警概率. 门限  $H\_Gate$  确定的原则是在出现伪目标的情况下, 使得虚警概率小于给定预警概率  $\alpha$ , 防止跟踪上伪目标. 在目标跟踪中, 伪目标可以设为随机变量, 根据重要采样基本定理, 通过大量的试验可以得出其概率密度函数, 得到一个虚警概率的无偏估计值  $P_{fa}$ . 由 Neyman-Pearson 准则<sup>[12]</sup> 有: 对于给定的  $P_{fa} = \alpha$ , 使正确跟踪概率  $P(A_1; A_1)$  最大的判决为

$$L(x) = \frac{P(x; A_1)}{P(x; A_0)} > \gamma \quad (12)$$

函数  $L(x)$  为似然比, 描述了对于每个  $x$ ,  $A_1$  的可能性与  $A_0$  可能性的比值, 门限  $\gamma$  可由虚警概率的约束条件得到, 从而确定了  $H\_Gate$ .

同样, 门限  $L\_Gate$  确定的原则是在出现轻微形变及噪声干扰的情况下, 使得漏跟踪概率小于给定漏警概率  $\beta$ , 保证目标不会轻易跟丢, 可以类似依据上述过程确定. 这样, 根据  $G$  值与由上述过程得到的  $L\_Gate$ 、 $H\_Gate$  两级门限的比较结果, 可以将对目标的跟踪状态分为稳定跟踪状态、目标变化状态和目标被遮挡状态三种: 1) 当  $G < L\_Gate$  时, 认为目标变化较小, 可以被稳定跟踪, 无需更新目标模型; 2) 当  $L\_Gate < G < H\_Gate$  时, 认为目标变化较大, 但不认定是由于遮挡引起的, 需要更新目标模型, 以保证后续时刻 Mean shift 算法的稳定跟踪; 3) 当  $G > H\_Gate$  时, 认为目标已被遮挡, 目标模型被干扰, 保存原目标模型, 在可靠范围内对目标位置进行预测估计, 等目标脱离遮挡后, 再次进入稳定跟踪状态, 直到结束跟踪.

#### 2.4 运动目标状态估计

在目标处于被遮挡状态时, 本文采用了卡尔曼滤波器来对运动目标状态进行估计. 卡尔曼滤波器是一个对动态系统的状态序列进行线性最小方差误差估计的算法, 通过以动态的状态方程和观测方程来描述系统. 它可以以任意一点作为起点开始观测, 采用递归滤波的方法计算, 计算量小且实时性好<sup>[13]</sup>.

假定系统是线性离散系统, 系统和测量中的噪声是高斯白噪声, 这样系统可表示为<sup>[14]</sup>

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $\mathbf{x}(k)$  是时刻  $k$  的系统状态向量;  $\mathbf{A}$  是系统的状态转移矩阵;  $\mathbf{y}(k)$  是时刻  $k$  的观测向量;  $\mathbf{H}$  是系统的观测矩阵;  $\mathbf{w}(k)$  是时刻  $k$  系统状态的随机干扰向量;  $\mathbf{v}(k)$  是时刻  $k$  的观测噪声向量;  $\mathbf{w}(k)$ ,  $\mathbf{v}(k)$  都是零均值的白噪声序列, 并且  $\mathbf{w}(k)$  和  $\mathbf{v}(k)$  互不相关.

本文定义卡尔曼滤波器系统状态  $\mathbf{x}(k)$  为一个四维向量  $[x_{l_k}, y_{l_k}, x_{v_k}, y_{v_k}]^T$ , 其中  $x_{l_k}$  和  $y_{l_k}$  表示目标在  $x$  轴和  $y$  轴上的位置,  $x_{v_k}$  和  $y_{v_k}$  表示目标在  $x$  轴和  $y$  轴上的速度. 由于观测值为二维 CCD 靶面目标成像的坐标位置, 所以定义观测状态向量  $\mathbf{y}(k)$  为二维坐标向量  $[x_{l_k}, y_{l_k}]^T$ .

本文观测的目标为空中运动目标, 在跟踪过程中, 由于相邻两帧图像间间隔较短, 可以假设目标是在单位时间间隔

$\Delta t$  内近似匀速运动, 则可以得出状态转移矩阵  $\mathbf{A}$  为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

由系统状态和观测状态关系可知, 观测矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

在对运动目标的跟踪中, 采用卡尔曼滤波器估计目标运动状态分为三个阶段, 分别为滤波器初始化、状态估计和状态更新: 1) 初次使用卡尔曼滤波器时要对其初始化, 即对  $\mathbf{x}(0)$  赋初值. 一般来说, 目标初始速度可以由前几帧中的目标位置估计出来, 也可以令其为零. 2) 滤波器状态估计是指利用式  $\mathbf{x}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k-1|k-1)$ , 根据前一帧的目标状态  $\mathbf{x}(k-1|k-1)$  来预测当前帧中运动目标的状态  $\mathbf{x}(k|k-1)$ . 3) 滤波器状态更新是指利用式  $\mathbf{x}(k|k) = \mathbf{x}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)(\mathbf{y}(k) - \mathbf{H}\mathbf{x}(k|k-1))$ , 代入系统当前的观测向量  $\mathbf{y}(k)$ , 更新卡尔曼滤波器状态, 并将此估计值  $\mathbf{x}(k|k)$  作为第  $k$  帧中目标位置坐标的最优估计值. 其中,  $\mathbf{K}(k)$  为卡尔曼增益.

在本文所研究的目标跟踪算法中, 当目标被遮挡后, Mean shift 算法不能再继续跟踪目标, 此时保留目标模型, 系统转入基于卡尔曼滤波器的预测跟踪. 取目标没有被判定遮挡前最后一帧的最优估计值, 作为卡尔曼滤波预测跟踪的起始位置, 依靠卡尔曼滤波器完成对目标的跟踪. 同时, 不断进行目标 NMI 特征值比较, 当确定目标重新出现时, 系统再次转入稳定跟踪状态.

#### 2.5 算法流程

基于以上分析, 本文所研究的基于 Mean shift 算法和 NMI 特征的目标跟踪算法流程如图 2 所示.

### 3 实验结果及分析

本实验在两自由度的转台上进行, 通过得到图像中的目标位置和图像中心位置之间的差值驱动转台转动, 实现转台对空中运动目标的动对动跟踪. 算法程序基于 Windows 操作系统, 采用 Visual C++6.0 为编程平台, 基于的图像序列为 756 像素  $\times$  568 像素的 8 位灰度图像, 按照本文方法设定相似度二级门限为  $L\_Gate = 0.1$ ,  $H\_Gate = 0.15$ .

#### 实验 1. 对发生较大形变的空中运动目标跟踪

图 3 为实验 1 跟踪结果图像的截取, 图 3 (a) 为采用传统的 Mean shift 算法进行跟踪的结果, 图 3 (b) 为采用本文算法进行跟踪的结果. 图 4 为跟踪中 50 帧图像里目标 NMI 值的变化情况. 目标在运动过程中, 发生了非平行于平面的旋转. 采用传统的 Mean shift 算法, 不能准确地更新目标模型, 导致跟踪会出现较大的偏差; 从图 4 可以看出, 在目标旋转之前, 图像的 NMI 值变化较小,  $G < L\_Gate$ , 则保留原目标模型及 NMI 值; 当目标旋转时, 图像 NMI 值发生较大变化, 使得  $G \approx 0.12$ , 则  $L\_Gate < G < H\_Gate$ , 此时根据当前帧目标来更新目标模型及 NMI 值, 保证了后续的稳定跟踪.

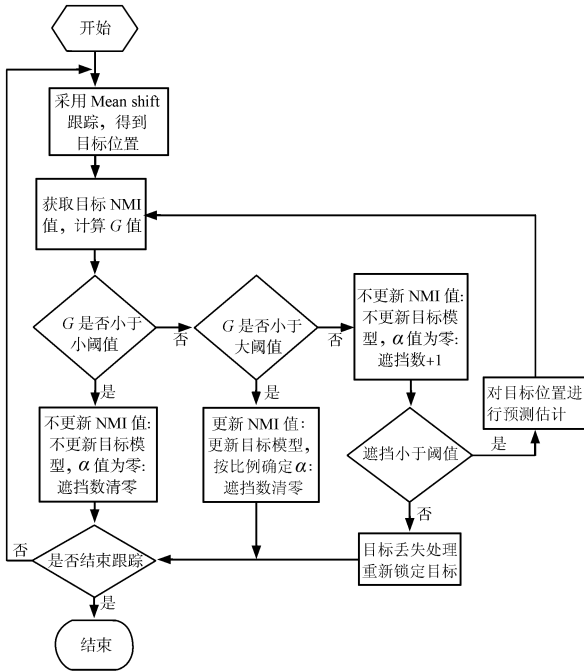
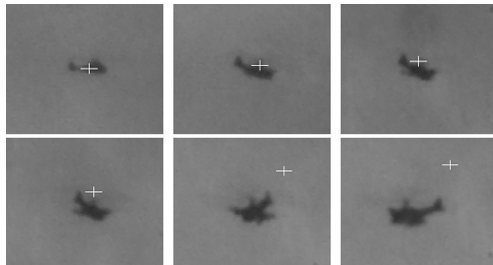


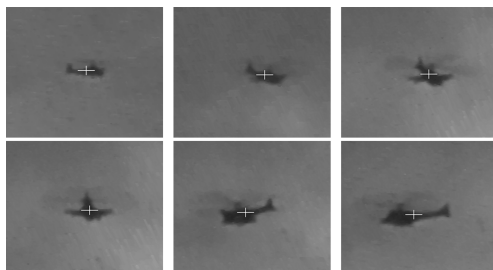
图 2 基于 Mean shift 和 NMI 特征的目标跟踪算法流程

Fig. 2 The flowchart of the target tracking algorithm based on mean shift and NMI



(a) 采用传统的 Mean shift 算法跟踪

(a) The tracking with the traditional mean shift tracking algorithm



(b) 采用本文算法跟踪

(b) The tracking with the algorithm studied in the paper

图 3 对发生较大形变的空中运动目标跟踪

Fig. 3 The target tracking of the air moving deformed target

本文算法中, 当运动目标被遮挡时, 采用卡尔曼滤波来预测估计目标位置. 实验中, 分别采集了 40 帧图像中 Mean shift 跟踪算法和卡尔曼滤波给出的运动目标的 X 轴和 Y 轴的位置坐标进行比较, 如图 5 所示. 从图 5 中可以看出, 在一

定时间内卡尔曼滤波器能很好地预测估计出目标位置.

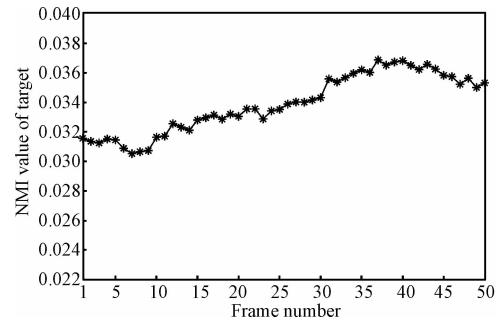
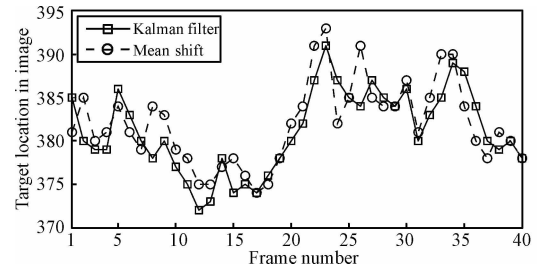


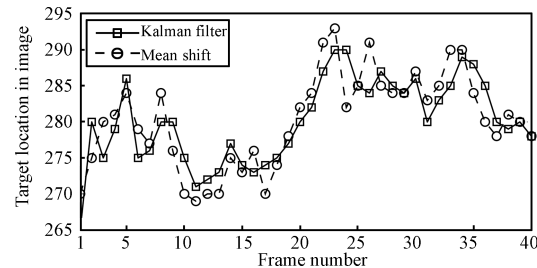
图 4 目标 NMI 特征值

Fig. 4 The NMI value of the target



(a) X 轴上目标位置比较

(a) The comparison of the target X-axis locations



(b) Y 轴上目标位置比较

(b) The comparison of the target Y-axis locations

图 5 Mean shift 算法与卡尔曼预测所得的目标位置比较

Fig. 5 The comparison of the target locations obtained from mean shift and Kalman prediction

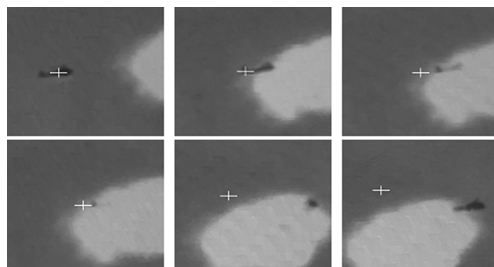
**实验 2.** 对发生被遮挡情况空中运动目标跟踪.

图 6 为实验 2 跟踪结果图像的截取, 图 6(a) 为采用传统的 Mean shift 算法进行跟踪的结果, 图 6(b) 为采用本文算法进行跟踪的结果. 在跟踪过程中, 目标会进入云层. 采用传统的 Mean shift 算法, 会将背景错误地引入目标模型, 导致跟踪失败; 而采用本文方法, 以目标的 NMI 特征值作为目标模型是否更新的判据, 当被云层遮挡后, 目标 NMI 值发生很大变化, 使得  $G \approx 0.26$ , 则  $G > H\_Gate$ , 此时保留遮挡前的目标模型及 NMI 值, 开始采用卡尔曼滤波对目标运动状态进行预测估计, 并不断计算预测区域的 NMI 值. 直到目标再次出现,  $G < L\_Gate$ , 恢复对目标的正常跟踪.

**4 结论**

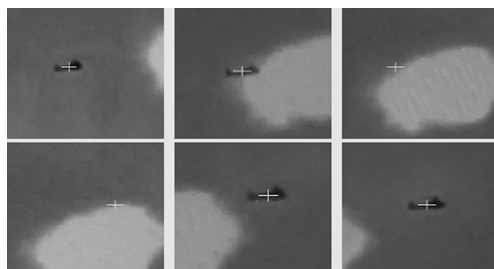
针对传统的 Mean shift 算法在实际应用中目标模型更新机制和跟踪策略的不足, 本文提出了一种基于 Mean shift 算法和 NMI 特征的目标跟踪算法. 本算法在分析了空中目

标运动状态与目标模型更新方法的基础上, 引入了 NMI 特征值, 对目标在运动过程中所处的不同状态, 进行基于虚警概率最小原则和相似度二级门限的判别, 并建立了相应的跟踪策略. 同时, 采用卡尔曼滤波的方法在目标被遮挡时进行估计预测, 增强了算法的持续性和稳定性. 实验结果表明, 本算法在空中运动目标存在较大变形或被遮挡的情况下, 能够保证对目标进行准确、实时、稳定的跟踪.



(a) 采用传统的 Mean shift 算法跟踪

(a) The tracking with the traditional mean shift tracking algorithm



(b) 采用本文算法跟踪

(b) The tracking with the algorithm studied in the paper

图 6 对发生被遮挡情况的空中运动目标跟踪

Fig. 6 The target tracking of the air moving occluded target

## References

- Comanicu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2000. 142–149
- Comanicu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564–577
- Hou Zhi-Qiang, Han Chong-Zhao. A survey of visual tracking. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(4): 603–617 (侯志强, 韩崇昭. 视觉跟踪技术综述. 自动化学报, 2006, **32**(4): 603–617)
- Peng Ning-Song, Yang Jie, Liu Zhi, Zhang Feng-Chao. Automatic selection of kernel-bandwidth for mean-shift object tracking. *Journal of Software*, 2005, **16**(9): 1542–1550 (彭宁嵩, 杨杰, 刘志, 张凤超. Mean-shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取. 软件学报, 2005, **16**(9): 1542–1550)
- Ullah F, Kaneko S. Using orientation codes for rotation-invariant template matching. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(2): 201–209
- Collins R T, Liu Y X, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1631–1643

- Nguyen H T, Worring M, van den Boomgaard R. Occlusion robust adaptive template tracking. In: Proceedings of the 8th International Conference on Computer Vision. Vancouver, Canada: IEEE, 2001. 678–683
- Babu R V, Perez P, Bouthemy P. Robust tracking with motion estimation and local kernel-based color modeling. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(8): 1205–1216
- Shen Zhi-Xi, Yang Xin, Huang Xi-Yue. Study on target model update method in mean shift algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(5): 478–483 (沈志熙, 杨欣, 黄席越. 均值漂移算法中的目标模型更新方法研究. 自动化学报, 2009, **35**(5): 478–483)
- Qin Jian, Zeng Xiao-Ping, Zeng Hao. Status analysis and treatment of mean-shift tracking. *Computer Engineering and Applications*, 2009, **45**(2): 24–27 (覃剑, 曾孝平, 曾浩. Mean-shift 跟踪中的状态分析及处理. 计算机工程及应用, 2009, **45**(2): 24–27)
- Ji Chang-An, Zhang Xiu-Bin, Wu Hao, Ying Jun-Hao, Zhao Xing-Yong, Zhou Xue-Lian. Fast image matching based on gray value weighting NMI. *Computer Engineering*, 2007, **33**(24): 25–28 (计长安, 张秀彬, 吴浩, 应俊豪, 赵兴勇, 周雪莲. 基于灰度权重 NMI 的快速图像匹配. 计算机工程, 2007, **33**(24): 25–28)
- Li Xu-Chao, Zhu Shan-An. Image denoising based on wavelet modulus maxima and Neyman-Pearson principle threshold. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(8): 964–969 (李旭超, 朱善安. 基于小波模极大值和 Neyman-Pearson 准则阈值的图像去噪. 中国图象图形学报, 2005, **10**(8): 964–969)
- Weng S K, Kuo C M, Tu S K. Video object tracking using adaptive Kalman filter. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2006, **17**(6): 1190–1208
- Liu Wei-Jin, Zhang Yu-Jin. Edge-color-histogram and Kalman filter-based real-time object tracking. *Journal of Tsinghua University*, 2008, **48**(7): 1104–1107 (刘惟锦, 章毓晋. 基于 Kalman 滤波和边缘直方图的实时目标跟踪. 清华大学学报, 2008, **48**(7): 1104–1107)

甘明刚 北京理工大学自动化学院讲师, 博士. 主要研究方向为智能信息处理和图像处理. 本文通信作者. E-mail: agan@bit.edu.cn (GAN Ming-Gang Ph.D., lecturer at the School of Automation, Beijing Institute of Technology. His research interest covers intelligent information processing and image processing. Corresponding author of this paper.)

陈杰 北京理工大学自动化学院教授, 博士. 主要研究方向为复杂系统多指标优化、多目标决策与控制、智能控制和约束非线性控制. E-mail: chenjie@bit.edu.cn (CHEN Jie Ph.D., professor at the School of Automation, Beijing Institute of Technology. His research interest covers complicated system multi-index optimization, multi-object decision and control, intelligent control and constrained nonlinear control.)

王亚楠 北京理工大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理. E-mail: crazyapplewang@163.com (WANG Ya-Nan Master student at the School of Automation, Beijing Institute of Technology. His main research interest is image processing.)

金代中 北京理工大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理. E-mail: charley@bit.edu.cn (JIN Dai-Zhong Master student at the School of Automation, Beijing Institute of Technology. His main research interest is image processing.)