基于距离信息的 Mean-Shift 跟踪算法

冉欢欢,黄自力

(西南技术物理研究所,四川 成都 610041)

摘要:针对图像制导目标跟踪系统在跟踪过程中,成像视角和距离的变化带来的跟踪漂移问题,提出了利用距离信息动态更改 Mean-Shift 算法跟踪窗口尺度的算法。依据初始跟踪时选定的目标模板,建立目标的灰度特征模型,确定初始跟踪窗口尺度;在跟踪过程中依据距离信息来动态更新跟踪窗口尺度,保证在跟踪系统逐渐接近目标的过程中跟踪窗口能够完全包括或者绝大部分包含目标;在每一帧跟踪收敛后利用 Bhattacharyya 相关系数对目标模板进行非线性更新。以 Vega产生的模拟飞行视频数据进行了算法仿真,结果表明:该算法能够适应目标不断膨胀的情况,在很大程度上降低跟踪漂移。

关键词:兵器科学与技术;图像制导;距离信息;Mean-Shift;跟踪窗口尺度;跟踪漂移

中图分类号: TP911.73 文献标志码: A 文章编号: 1000-1093(2013)01-0082-05

DOI: 10.3969/j. issn. 1000-1093. 2013. 01. 015

Mean-Shift Tracking Algorithm Based on Distance Information

RAN Huan-huan, HUANG Zi-li

(Southwest Institute of Technical Physics, Chengdu 610041, Sichuan, China)

Abstract: Aimed at the tracking drift bought by imaging perspective and distance changes in the tracking process of image-guided target tracking system, a tracking algorithm using the distance information to dynamically change the scale of tracking window of the Mean-Shift algorithm was proposed. Firstly, the target's gray feature model was established according to the selected initial tracking template, and the initial scale of tracking window of Mean-Shift was determined. Then, the window's scale was updated according to the distance information to ensure the tracking window contain the target completely or partially while the tracking system gradually closed to the target. Finally, Bhattacharyya correlation coefficient was used to update the target template nonlinearly after the tracking convergence of each frame. This paper uses the flight video data generated by Vega to simulate the algorithm, and the result shows that it can adapt to the expanding of the goal, and reduce the tracking drift in a large extent.

Key words: ordnance science and technology; image guidance; distance information; Mean-Shift; scale of tracking window; tracking drift

0 引言

对于发射前锁定的图像制导目标跟踪系统来说,由于成像视角和距离的变化会带来目标图像的变化,如何有效适应从初始锁定到击中目标过程中目标在成像平面的变化是解决跟踪漂移的关键问

题。随着目标由远及近,目标在成像平面的投影不断变化,目标尺度不断扩展,同时目标的细节不断出现,在跟踪的过程中,目标的模型需要不断更新,跟踪窗口的尺度也需要不断扩展。如何有效扩展跟踪窗口的尺度,使跟踪窗口能够完全包括或者绝大部分包括目标一直是困扰图像制导技术的难题。针对

该问题,目前的算法都是基于图像本身特性的分 析[1]。文献[2]利用大小不同的三级尺度在当前帧 中搜索,寻找相关度最高的模板作为最终的匹配模 板,这样一方面增加了运算量,另一方面也无法适应 图像制导目标跟踪系统末段目标剧烈膨胀的情况。 文献[3]利用图像似然函数对目标的膨胀率进行估 计,虽然减少了计算量,但其估计依赖于图像本身的 特性,受成像条件限制较大。目前为了实现对图像 制导目标跟踪系统的导航控制,大部分图像制导目 标跟踪系统装备了惯性导航、卫星导航设备或激光 测距装置 这些装置能够提供制导武器本身的姿态 信息以及图像制导目标跟踪系统与目标距离信息 (以下简称距离信息),这些信息与图像数据相互独 立,同时也互为补充。因此本文在图像跟踪中引入 了距离信息,利用距离信息与图像信息的互补关系, 减小图像跟踪算法在跟踪过程中的漂移。

Mean-Shift 算法是计算局部最优解的一个实用 而效率高的算法,它是一种无参数估计算法,沿着概 率分布的上升方向寻找分布的极值。Mean-Shift 算 法具有形式简单、计算量比较小、收敛条件宽松、实 时性好等优点,广泛应用到计算机视觉领域,如模式 识别和实时目标跟踪等 1-71。本文采用 Mean-Shift 算法,依据初始跟踪时选定的目标模板,建立目标的 灰度特征模板,确定初始跟踪窗口的尺度:在跟踪过 程中依据距离信息来扩大跟踪窗口的尺度,保证在 图像制导目标跟踪系统逐渐接近目标的过程中跟踪 窗口能够完全包括或者绝大部分包括目标:为适应 跟踪过程中目标细节的变化,在每一场跟踪收敛后 利用 Bhattacharyya 相关系数对目标模板进行非线性 更新。本文采用的算法与基于前景概率的 Mean-Shift 方法相比无需计算整个图像的概率似然函数 和跟踪窗口内的均值和方差,与传统 Mean-Shift 算 法相比只增加了跟踪窗口尺度的计算,与传统的 Mean-Shift 的计算量相比可以忽略不计,因此本文 算法具有较小的时间复杂度,能够满足跟踪系统对 于实时性的要求。本文以 Vega 产生的模拟飞行视 频数据进行了算法仿真,结果表明该算法能够适应 目标不断膨胀的情况,在很大程度降低跟踪漂移。

1 Mean-Shift 目标跟踪算法

将目标灰度核直方图作为目标特征的描述,假 定目标模型和候选目标特征分布分别为 $q = \{q_u\}_{u=1,\dots,m}$ 和 $p(y) = \{p_u\}_{u=1,\dots,m}$,其中y为候选目 标区域的中心位置,且 $\sum_{u=1}^{m} q_u = 1$, $\sum_{u=1}^{m} p_u = 1$; m 为核直方图的级数。目标特征模型的特征分布表示为

$$q_{u} = C \sum_{i=1}^{n} k \left(\left\| \frac{x_{i} - x_{0}}{h} \right\|^{2} \right) \delta \left[b(x_{i}) - u \right], \quad (1)$$

相应候选目标的特征分布表示为

$$p_{u} = C_{h} \sum_{i=1}^{n_{h}} k \left(\left\| \frac{y - x_{i}}{h} \right\|^{2} \right) \delta \left[b(x_{i}) - u \right], \quad (2)$$

式中: $\delta(x)$ 为 Kronecker delta 函数; $b:R^2 \to \{1, \cdots, m\}$ 为像素点到像素特征的映射; n_h 为候选目标区域的像素总数;k(x)为核函数;h为跟踪窗口的尺度。C为归一化常数

$$C = 1 \bigg/ \sum_{i=1}^{n} k \left(\left\| \frac{x_i - x_0}{h} \right\|^2 \right), \tag{3}$$

目标模板与候选目标的相似性用 Bhattacharyya 系数来度量,定义为

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

为使 $\rho(y)$ 最大,以前一帧跟踪的位置作为当前帧的 搜索窗口位置 y_0 ,在 y_0 领域内寻找局部最优目标位置 y_1 .对(4)式在 $p_0(y_0)$ 处进行泰勒展开,相似性函数可近似为

$$\frac{1}{2} \sum_{u=1}^{m} \sqrt{p_{u}(y_{0}) q_{u}} + \frac{C_{h}}{2} \sum_{i=1}^{n_{h}} w_{i} k \left(\left\| \frac{y - x_{i}}{h} \right\|^{2} \right),$$
(5)

式中 $w_i = \sum_{i=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u]$,由于(5)式第 1 项独立于 y,所以要相关系数最大化,也就是使其中第 2 项最大化,则第 2 项可以通过 Mean-Shift 算法迭代实现,使核中心点不断从起点往新的 y_1 方向移动。移动量的大小可以通过(6)式获得:

$$m(y) = y_1 - y_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g\left(\left\|\frac{x_i - y_0}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g\left(\left\|\frac{x_i - y_0}{h}\right\|^2\right)} - y_0,$$
(6)

式中 g(x) = -k'(x).

2 跟踪窗口尺度调整

为得到目标上任意一点 $p_i(x_w, y_w, z_w)$ 在图像中的位置 $(u_i, 1, v_i)^T$, 建立如图 1 所示的坐标系。其中 $O_w - x_w y_w z_w$ 为世界坐标系,可依据需要选取,vOu 为成像平面,图像的中心点为 (u_0, v_0) , $O_c - x_c y_c z_c$ 为

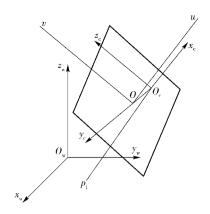


图 1 摄像机成像模型

Fig. 1 Imaging model

摄像机坐标系,以摄像机的光心点为坐标原点,摄像机的光轴作为 y_c 轴, x_c 轴和 z_c 分别与成像平面的 u 轴和 v 轴平行。假设摄像机的姿态向量 $w = (\theta, \varphi, \gamma)^{\mathrm{T}}$,其中 θ 为方位角, φ 为俯仰角, γ 为滚转角,位置向量为 $\mathbf{p}_c = (x_{\mathrm{wc}}, y_{\mathrm{wc}}, z_{\mathrm{wc}})^{\mathrm{T}}$,点 p_i 在摄像机坐标系中的坐标值为 (x_c, y_c, z_c) ,则摄像机成像范围内的点 p_i (位置向量为 $\mathbf{p}_i = (x_{\mathrm{wi}}, y_{\mathrm{wi}}, z_{\mathrm{wi}})^{\mathrm{T}}$)在图像中的位置 $\mathbf{u} = (u, 1, v)^{\mathrm{T}}$ 可以由下式求得:

 $u = TR^{-1}(p_i - p_e)/y_e + u_0$, (7) 式中: u_0 为图像中心点在图像中的位置向量(u_0 ,0, v_0)^T. T 为摄像机坐标系到成像平面的投影矩阵。 R 为世界坐标系到摄像机坐标系的转换矩阵。针对静止目标上的点 p_i 在摄像机不同位置姿态下的成像点的关系由下式可以得到:

$$\boldsymbol{u}_{2} = \frac{y_{c1}}{y_{c2}} \boldsymbol{T} \boldsymbol{R}_{2}^{-1} \left[\boldsymbol{R}_{1} \boldsymbol{T}^{-1} (\boldsymbol{u}_{1} - \boldsymbol{u}_{0}) + \boldsymbol{p}_{c1} - \boldsymbol{p}_{c2} \right] + \boldsymbol{u}_{0},$$
(8)

若 $\mathbf{R}_{2}^{-1}\mathbf{R}_{1} \approx I \perp |\mathbf{p}_{c1} - \mathbf{p}_{c2}| \approx 0$ 则

$$u_2 - u_0 = \frac{y_{c1}}{y_{c2}} (u_1 - u_0),$$
 (9)

在不考虑光照变化的情况下,摄像机获得图像可以近似认为是图像中心点膨胀 $\frac{y_{c1}}{y_{c2}}$ 倍的结果,因此Mean-Shift的跟踪窗口的尺度 h 可以通过(10)式得到。

$$h_{k+1} = h_k d_k / d_{k+1} \,, \tag{10}$$

式中: h_k 为第 k 场的跟踪窗口尺度; d_k 为第 k 场的距离信息。

3 跟踪模板更新

在得到当前帧的跟踪点以及跟踪窗口的尺度 后,重新计算目标的特征分布,并对特征分布模型更 新。假设 p_k 为 k 帧候选目标特征模板, q_k 为目标特征模板,则新的模板定义[$^{[6]}$ 为

$$q_{k+1} = \begin{cases} \beta q_k + \exp(-\alpha[1-\rho(q_k,p_k)])p_k, & \rho(q_k,p_k) > \rho_T; \\ q_k, & 其他。 \end{cases}$$

式中: q_{k+1} 为新的特征模板; ρ_T 为更新阀值; $\beta = 1 - \exp(-\alpha[1 - \rho(q_k, p_k)])$; 当 2 个特征模板相关性越高,则更新越快,在一定程度上适应了目标膨胀过程中的特征变化。

4 实验结果分析

为了验证本文算法的有效性,本文利用 Vega 产生的模拟飞行数据对本文的算法进行验证。对于靶标目标的灰度图像,分别采用了基于前景概率估计的 Mean-Shift 算法以及本文的算法对靶标进行跟踪。对比实验表明:利用距离信息对 Mean-Shift 的跟踪窗口的尺度进行动态扩展的算法能够有效适应图像制导目标跟踪系统在逼近目标的过程中,目标不断膨胀变化的情况,减小跟踪漂移。

有效视频的长度为 2 500 帧, 初始锁定点的高度为 1 km, 与目标的水平距离为 8 km. 图像的分辨率为 640 像素 × 640 像素, 灰度范围为 0 ~ 255. 基于前景概率估计的 Mean-Shift 算法和本文中所采用的利用距离信息的 Mean-Shift 算法均采用了 32 维的直方图来描述目标特征, 并且均采用上文所描述的非线性特征模板更新策略。图 2 为基于前景概率估计的 Mean-Shift 算法估计得到的目标像素、基于距离信息估计的目标像素与目标实际的像素的比较。由图可以看出, 随着距离的减小, 利用前景概率估计得到的目标像素偏离真实值的距离越大, 而基估计得到的目标像素偏离真实值的距离越大, 而基

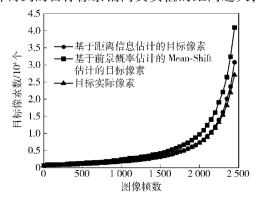


图 2 目标像素随图像帧数的变化情况

Fig. 2 Number of target pixels changing with number of image frames

于距离信息估计获得的目标像素大小与目标的实际大小非常接近。两种算法的 Bhattacharyya 相关系数对比如图 3 所示。由图 3 可以看出,利用距离信息自适应更新 Mean-Shift 跟踪窗口尺度的算法在整个目标的膨胀过程中,能够有效适应目标的尺度的变化,在跟踪过程中能够保证相关系数保持在 0.99 以上,而随着目标逐渐接近,相邻帧之间目标尺度变化增大,基于前景概率估计的 Mean-Shift 算法对于目标的估计开始出现偏差,相关系数开始降低,在 2 450 帧左右出现目标丢失。图 4 显示了基于前景概率估计的 Mean-Shift 算法基于距离信息的 Mean-Shift 算法的跟踪结果。图 4 (a)表示目标在横向(X)的坐标值,图 4 (b)表示目标在纵向(Y)的坐标值。目标的真实位置(X,Y)为(321,311),基于前景

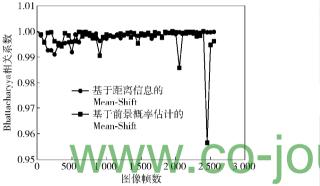


图 3 两种算法的 Bhattacharyya 相关系数

Fig. 3 Bhattacharyya coefficient of two algorithms

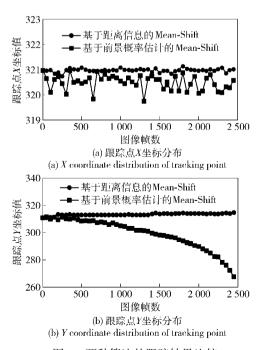


图 4 两种算法的跟踪结果比较

Fig. 4 Tracking results of two algorithms

概率信息的 Mean-Shift 方法在 X 方向的跟踪结果抖动较大, Y 方向由于受到弹体姿态变化的影响, 跟踪漂移较大, 在 2 500 帧时, 跟踪结果偏差达到了 50 个像素点左右。而本文提出的基于距离信息的 Mean-Shift 算法在跟踪过程中跟踪稳定性更好, 在 2 500 帧时 Y 方向的跟踪漂移只有 8 个像素。图 5 为本文算法对目标跟踪的结果。由以上分析可知, 通过利用距离信息, 动态调整 Mean-Shift 算法的跟踪窗口的尺度, 使得算法能够有效适应图像制导目标跟踪系统在跟踪过程中, 目标尺度不断变化的情况, 有效降低跟踪漂移。

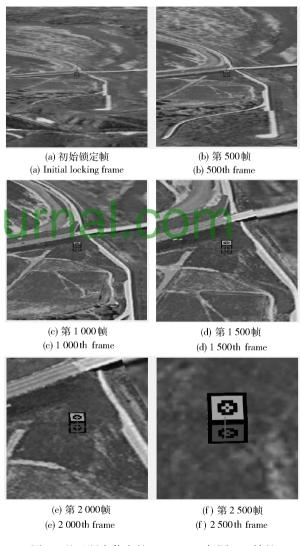


图 5 基于距离信息的 Mean-Shift 每隔 500 帧的 跟踪结果

Fig. 5 Tracking results of every other 500 frames by using Mean-Shift based on distance information

5 结论

利用图像制导目标跟踪系统中的距离信息,动

态调整 Mean-Shift 算法的跟踪窗口尺度,在跟踪的过程中,利用 Bhattacharyya 相关系数对目标特征与待搜索区域的相关程度进行度量。在每一帧跟踪收敛后,利用非线性方法更新目标特征。该算法无需对图像计算似然函数,与传统 Mean-Shift 算法具有相同的时间复杂度,能够满足图像制导目标跟踪系统对实时性的要求。通过实验验证该算法能够有效适应图像制导武器在接近目标的过程中,目标尺度变化对跟踪精度的影响,有效降低跟踪漂移。由于图像制导目标跟踪系统中绝大部分是灰度图像,依靠灰度直方图建立的目标特征模板可以利用的信息有限,因而其跟踪稳定性不如灰度相关匹配算法,因此下一步的工作将考虑在跟踪器与目标距离信息辅助下的多特征融合的目标跟踪方法,在有效减小跟踪漂移的条件下,进一步提高跟踪的稳定性和精度。

参考文献(References)

[1] 康一梅,谢晚冬,胡江,等. 目标尺度自适应的 Mean-Shift 跟踪 算法[J]. 兵工学报, 2011,32(2):210-216.

KANG Yi-mei, XIE Wan-dong, HU Jiang, et al. Target scale adaptive Mean-Shift tracking algorithm [J]. Acta Armamentarii,

- 2011, 32(2):210 216. (in Chinese)
- [2] 姚红革,齐华,郝重阳. 复杂情形下目标跟踪的自适应粒子滤波算法[J]. 电子与信息学报,2009,31(2):275-279. YAO Hong-ge, QI Hua, HAO Chong-yang. Visual target tracking based on the adaptive particle filter in the complex situation[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009,31(2):275-279. (in Chinese)
- [3] 周斌,王军政,沈伟. 基于前景概率函数的目标跟踪[J]. 北京理工大学学报, 2011, 31(4):442-446.

 ZHOU Bin, WANG Jun-zheng, SHEN Wei. Object tracking based on foreground probability function[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2011, 31(4):442-446. (in Chinese)
- [4] Fukonage K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function with application in pattern recognition [J]. IEEE Transaction on Information Theory, 1975, 21(1): 32 - 40.
- [5] Cheng Y. Mean shift, mode seeking and clustering [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [6] Comanieiu D, Meer P. Mean shift analysis and applications [C] // Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece; IEEE, 1999; 1197 – 1203.
- [7] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-577.

www.co-journal.com