

在线自适应选择子空间的红外目标跟踪方法

王江涛¹, 陈得宝¹, 李素文¹, 杨一军¹, 杨静宇²

- (1. 淮北师范大学 物理与电子信息学院, 安徽 淮北 235000;
2. 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 传统基于子空间的目标跟踪方法以能量大小为准则建立子空间, 没有考虑目标与背景之间的鉴别性, 当两者间存在近似外观分布时将降低跟踪系统的性能。考虑到红外图像信噪比、对比度不高等特点, 提出了一种以评估目标与背景间可区分能力为基础的子空间选择方法, 并将该方法有效嵌入到粒子滤波跟踪框架下实现对红外目标的鲁棒跟踪。首先利用采样粒子分布以及当前目标状态, 综合衡量粒子与目标间的特征分布差异和粒子逼近目标的程度来评估不同子空间的鉴别性, 然后选择鉴别性最优的子空间作为下帧的跟踪子空间, 从而实现对红外目标进行子空间自适应选择的鲁棒跟踪。对多个复杂场景下的目标跟踪实验表明所提出的算法要优于传统基于增量子空间学习的跟踪算法。

关键词: 红外目标跟踪; 子空间选择; 粒子滤波; 鉴别分析

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)09-2579-05

IR object tracking method via online adaptive subspace selection

Wang Jiangtao¹, Chen Debao¹, Li Suwen¹, Yang Yijun¹, Yang Jingyu²

- (1. School of Physical and Electronic Information, Huabei Normal University, Huabei 235000, China;
2. College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The subspace constructing strategy of classic subspace-based tracking schemes is to select appropriate subspaces with maximum energy, in this strategy the discriminability between the target and background is neglected, so when the target and background have similar appearance the tracking system's performance may be degenerated. To solve the problems of IR image's low SNR and low contrast, a novel subspace selecting method was proposed based on analyzing the discriminability between the target and background. The IR object tracking process was realized by the particle filter with the provided subspace selecting strategy. In this case, based on the prior knowledge of the particles distributions and the target state, different subspace's tracking ability by considering both the feature difference and the particles' approximation level to the target was estimated firstly, then the optimal subspaces were selected to realized the IR target tracking. Experiments on several complex scenes indicate that the proposed algorithm has better performance than the classic one.

Key words: IR target tracking; subspace selecting; particle filter; discriminant analysis

收稿日期: 2013-01-15; 修订日期: 2013-02-16

基金项目: 国家自然科学基金(61203272, 41275027); 安徽省自然科学基金(10040606Q56, 1308085MF82);
安徽高校省级自然科学研究(KJ2011A252); 淮北市科技计划(2010211)

作者简介: 王江涛(1979-), 男, 副教授, 博士, 主要从事计算机视觉、图像处理方面的研究。Email: jiangtaoking@126.com

0 引言

为了提高目标跟踪的鲁棒性,减少跟踪过程中的不确定性,在过去几年中众多的研究人员致力于提高目标跟踪的性能,相关文献表明该领域研究取得了令人振奋的成果^[1-5]。目前以子空间学习为代表的方法已成为当前目标跟踪研究的热点,引起越来越多学者的关注^[6]。红外目标跟踪作为计算机视觉、模式识别及图像处理领域中的一个重要研究方向,已成为红外制导、红外视频监控等应用领域的关键技术^[7-9]。红外图像信噪比低、背景杂波干扰强,以及红外目标特性不稳定、先验知识缺乏、传感器自运动等因素,严重影响红外目标跟踪性能,增加了红外目标稳健跟踪的难度。因此,红外目标的稳健跟踪研究是富有挑战性的。

文中对基于子空间方法的红外目标跟踪进行了研究,从分析红外目标的成像特点出发,观察不同的特征子空间对目标和背景的可区分能力,综合考虑粒子与目标特征分布的差异以及粒子逼近目标的程度,以此为基础来评估不同子空间的跟踪能力,进而在粒子滤波框架下实现对红外目标的跟踪。对不同复杂场景下的目标跟踪结果验证了所提出算法的有效性。

1 基于子空间学习的目标跟踪算法

令时刻 t 目标的状态表示为 $X_t = \{x_t, y_t, \theta_t, s_t, \alpha_t, \phi_t\}$, 其中 6 个参数分别表示在时刻 t 时 x, y 方向的中心坐标、旋转角度、尺度变化因子、 x 轴与 y 轴的尺度比以及剪切角度。在时刻 t 目标的状态可由目标在时刻 $t-1$ 的状态加上一个独立的高斯分布来获得。不失一般性的有:

$$p(X_t|X_{t-1}) = N(X_t; X_{t-1}, \Psi) \quad (1)$$

这里 Ψ 为对角协方差矩阵,此矩阵对角线上的元素为状态参数变量所对应的协方差,这些协方差表征了所跟踪目标的运动特性。为简单起见,此处认为在跟踪过程中协方差固定不变。

运动模型一旦确定,即可根据 X_{t-1} 来生成时刻 t 的粒子分布,进而通过观测模型来给出粒子的权值。对于图像 I_t , 在由特征向量基 U 所张成的子空间中对其进行重构,所得的重构误差可以表达为:

$$R_e = (I_t - \mu) - UU^T(I_t - \mu) \quad (2)$$

式中: μ 为历史样本均值。粒子的权重可由下述观测模型来计算:

$$w_i^t \propto \exp\left(-\frac{\|R_e^i\|^2}{2\sigma_w^2}\right), i=1, \dots, M \quad (3)$$

式中: σ_w^2 为重构误差高斯分布的方差。公式(3)表明粒子权重与该粒子所表征图像的重构误差成反比,重构误差越大,则越偏离目标模板,权重越小,反之则越逼近目标模板,从而权重越大。获取粒子的权重后,就把具备最大权重的粒子状态当作为当前帧目标的估计状态,从而完成对目标的定位。

该方法中一个关键就是渐进地对子空间进行学习,从而适应环境变化的需要。Ross 等^[6]采用了 SKL (Sequential Karhunen-Loeve transform) 方法对子空间进行在线的自适应更新。已知维数为 $d \times n$ 的图像数据矩阵 $A = \{I_1, \dots, I_n\}$ 以及对其进行奇异值分解所获得的特征向量基 U 和特征值 Σ , 其中 n 为图像帧数。在某一时刻加入新获取的维数为 $d \times m$ 的图像数据矩阵 B , 现要求求出联合数据 $[A \ B]$ 的特征向量基 U' 和特征值 Σ' 。该增量更新方法的实现步骤如下。

算法 1: 子空间的增量自适应更新

(1) 对 $[U \ \Sigma \ B]$ 进行 QR 分解得到 \tilde{B} 和 Γ , $[U \ \tilde{B}] \Gamma^{QR} = [U \ \Sigma \ B]$; (2) 对 Γ 进行奇异值分解: $\Gamma^{SVD} = \tilde{U} \tilde{\Sigma} \tilde{V}^T$; (3) 最终 $U' = [U \ \tilde{B}] \tilde{U}$, $\Sigma' = \tilde{\Sigma}$ 。如果 U' 中所需的特征基个数小于非零特征值的个数,那么超出的部分特征基和特征值将被丢弃。

2 子空间选择策略

2.1 子空间的选择

当目标的特征分布与背景近似时,前述基于子空间学习的方法对目标和背景间的区分能力将严重衰退,从而影响到跟踪的准确性。为了解决该问题,文中提出选择对目标和背景区分能力强的子空间对目标进行跟踪的观点,并将该方法和粒子滤波跟踪框架有效组合在一起,利用已知分布的粒子来对子空间进行鉴别评估。

对于粒子集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, 假定粒子的分布已知,且目标状态同样已经确定,那么可以通过其在子空间 U 中的重建误差来表征粒子逼近目标的程度。总希望在图像空间坐标中越靠近目标的粒子具

有越大的权重,同样的,离目标越远的粒子则权重越小。以此观点为准则,设计如下方法来评估目标和背景在某子空间下的可区分能力。

在第 k 个子空间重建的图像中,可由公式(2)、(3)求解出该子空间重建的图像中粒子的权重。然而在计算权重时仅考虑了重建图像与参考图像的灰度差异,没有考虑粒子与目标间的重合程度。如果在此子空间下存在一定的具有高权重,但与目标重合度差(在图像二维空间中,粒子远离目标),那么就认为该子空间的鉴别性较差。相反的,如果在一个子空间中权重越大的粒子与目标重合度越高,则认为该子空间具备较好的兼备性。令第 n 个粒子在图像二维空间中与目标的距离为 d_n ,那么可由如下的准则函数来判断子空间的鉴别性。

$$J(u_i) = \sum_{n=1}^N w_n/d_n \quad (4)$$

在选择子空间时,应保证其能量大于一定的阈值,从而避免选择由噪声生成的子空间。首先找到鉴别性最大的一个子空间(步骤1),然后以已经选择的子空间为基础进一步选择一个新的子空间,使已经选择的子空间具有最大的鉴别性(步骤2),知道选择的子空间满足系统的要求(能量比达到要求,或者子空间个数达到要求,文中选用了鉴别性最高的单一子空间进行跟踪)。

算法2:最优特征子空间的选择

(1) $U_m(1) = \arg \max_{u_i \in U} J(U)$; (2) For $k=1$ to m ,

$$U_m(k+1) = U_m(k) \oplus \arg \max_{u_i \in U - U_m(k)} J(U_m(k) \oplus u_i).$$

2.2 所提出算法的流程

在对第 $k-1$ 帧目标进行定位时,总是首先生成采样粒子,然后再来估算目标状态;此时尽管采样粒子的分布已知,但估计的目标状态未知,所以无法在当前帧直接对子空间进行鉴别性分析。考虑到序列中连续的两帧图像可看作有近似相同的分布,为此,在 $k-1$ 帧利用采样粒子估算出目标位置后对该帧图像中各子空间的鉴别性进行评估和选择,评估和选择的结果用来对第 k 帧目标进行定位。所提出算法流程如下。

算法3:基于子空间选择的红外目标鲁棒跟踪

在 $t=k-1$ 帧,已知用来对该帧进行定位的最优特征子空间为 U_m 。

(1) 进行粒子采样,然后利用公式(2)、(3)以及特征空间基 U_m 计算每个粒子的权重;(2) 选定当前粒子中具备最大权重的为当目标所处状态;(3) 利用算法1对整个特征空间基 U 进行更新;(4) 利用算法2对最优特征空间基 U_m 进行更新;(5) 令 $t=t+1$, 返回(1),直至最后一帧。

3 实验结果与分析

对文中所提出的算法进行实验验证,实验中采用4段实际视频序列对所提出算法的跟踪性能进行验证分析。这些视频序列包含了一些较难处理的跟踪场景,如目标姿态变化、复杂背景、目标被遮挡等。在所有的跟踪过程中,目标在第一帧的位置通过手工初始化得到。跟踪中粒子数的取值范围为150~300个,为了提高系统的实时性能,在跟踪时只选用了目标和背景鉴别性最优的一个子空间对目标进行跟踪。所有的实验均是在 Intel 2.8 GHz CPU 的机器上实现,在 Matlab7.11 的软件环境下可以达到 20~35 frame/s 的处理速度。图1~图5给出一些具有代表性的跟踪结果图像。图像中所有的跟踪结果均用矩形框表示。为了更加直观地对所提出算法的跟踪性能进行评估,在第3、4个实验中将文中算法与经典的增量子空间学习算法^[6]进行了比较。采用局部最小方差法求得4个视频序列的信噪比分别为 56.6、23.60、59.39、74.48 dB,从中可以看出视频2信噪比较小,另外3个视频则具备较为理想的信噪比。

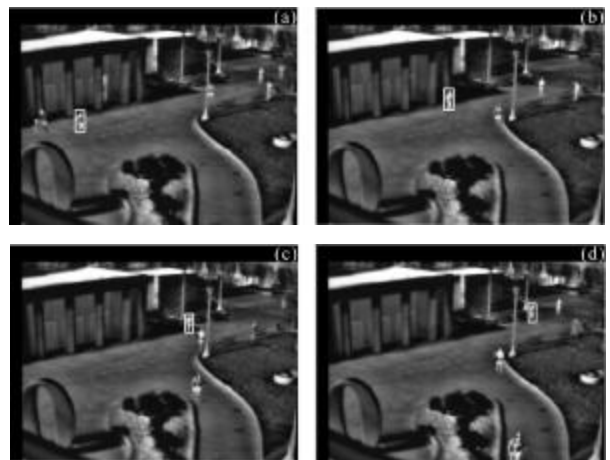


图1 实验1的跟踪结果示例

Fig.1 Tracking results for test 1

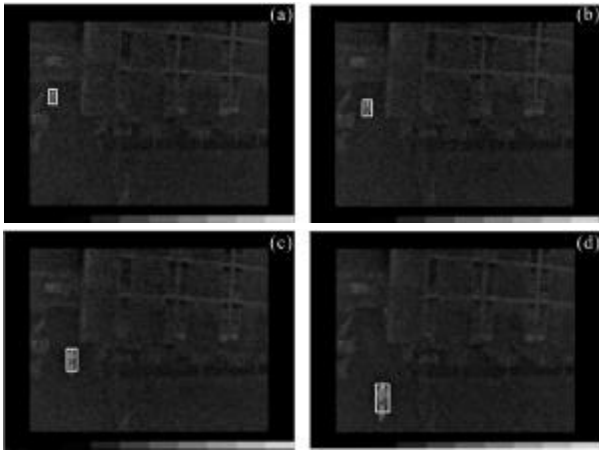


图 2 实验 2 的跟踪结果示例
Fig.2 Tracking results for test 2

实验 1 采用了 300 个粒子,该跟踪场景为校园中行走的人,在行走过程中人的姿态不断发生变化,从跟踪结果来看(图 1),文中所提出的算法能够对目标

进行理想的跟踪,即使在目标远离摄像机尺度和灰度发生较大变化的情况下,依然可以对目标进行准确定位。实验 2 同样对室外环境中的行人进行了跟踪,其采样粒子数亦为 300 个,该序列的成像不清晰,信噪比不高,掺杂了较大的噪声,该目标从离摄像机较远的位置对着摄像机移动,从图 2 可以看出,尽管成像条件不理想,且目标前后发生了很大的尺度变化,跟踪系统依然能对目标进行较为可靠的跟踪。

实验 3 和实验 4 对行驶中的车辆目标进行了跟踪。实验 3 在跟踪时采用了 150 个粒子,该视频中一架车辆自摄像机视野的左侧向右侧移动,跟踪过程中受到了树枝的干扰。图 3 中同时给出了采用经典的方法和文中方法的跟踪结果,在跟踪过程中,经典的算法受到干扰的影响对目标产生了一定的偏离,而文中的方法则可以克服干扰的影响对目标进行稳健跟踪。图 4 中给出了该实验中所采用的最优子空

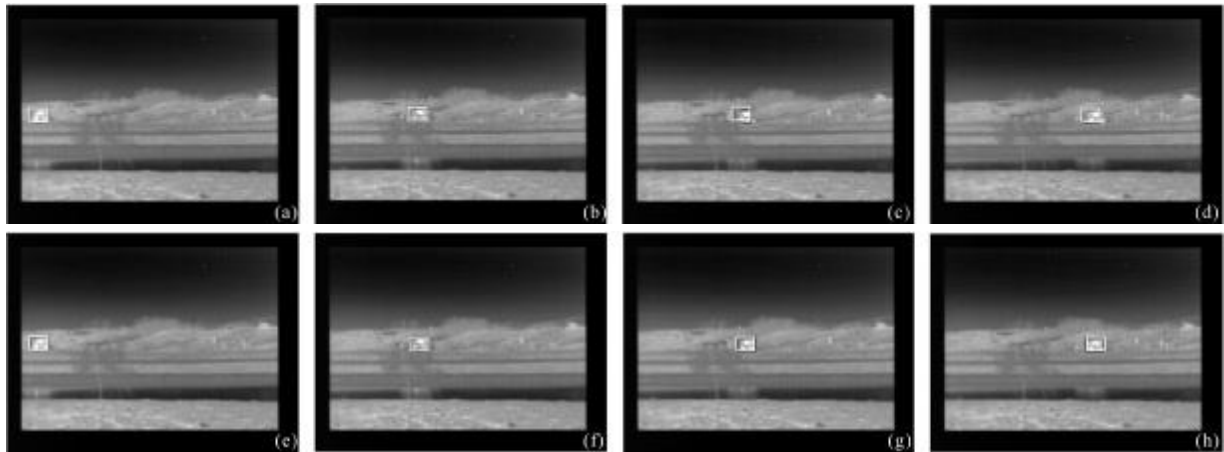


图 3 实验 3 的跟踪结果示例(第一行为传统子空间方法的跟踪结果,第二行为文中算法的结果)

Fig.3 Tracking results for test 3 (The first row are the results for classical method, the second row are the results for the proposed method)

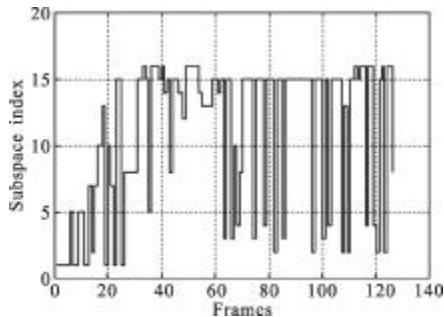


图 4 实验 3 的子空间选择结果
Fig.4 Subspace selecting results for test 3

间下标,可以看出,子空间的下标可以跟踪当前的跟踪场景进行自适应的切换,保证了总采用鉴别性最

优的子空间对目标进行跟踪。实验 4 是一段取自 vivid 视频库的航拍图像,跟踪过程中目标车辆受到路边树木阴影的遮挡使得跟踪变得困难,该实验的采样粒子数为 200 个。图 5 给出了该序列的部分跟踪结果,当车辆进入阴影时,传统的子空间方法对目标和背景缺乏足够的鉴别性,导致背景和目标混合在一起,车辆在驶出阴影区域后依然无法对目标进行正确定位。而文中所提出的算法则有效地解决了该问题,在车辆进入以及驶出阴影区域的过程中均能对目标和背景进行正确区分,从而保证了跟踪的有效性。在图 6 中给出了实验中所采用的最优子空间。

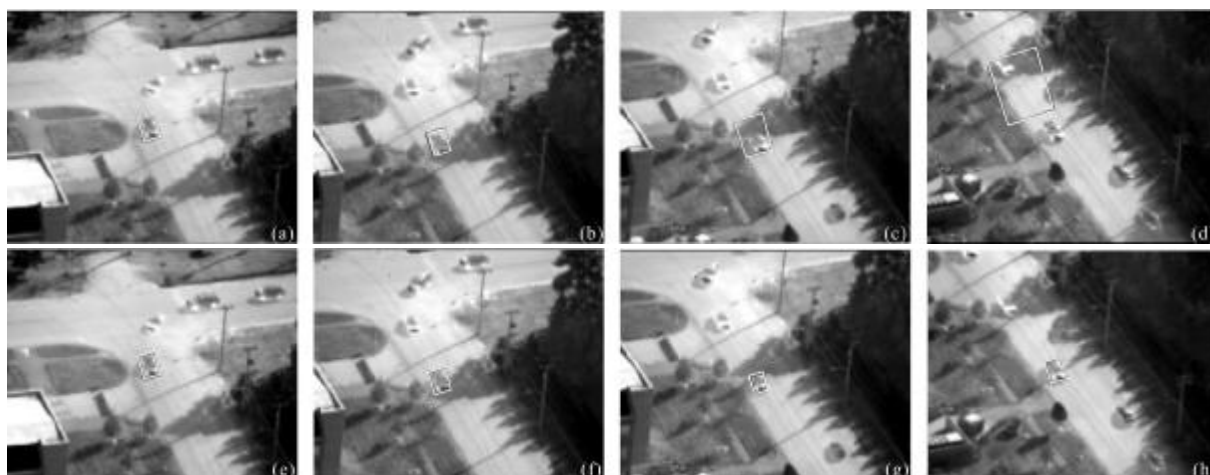


图5 实验4的跟踪结果示例(第一行为传统子空间方法的跟踪结果,第二行为文中算法的结果)

Fig.5 Tracking results for test 4 (The first row are the results for classical method, the second row are the results for the proposed method)

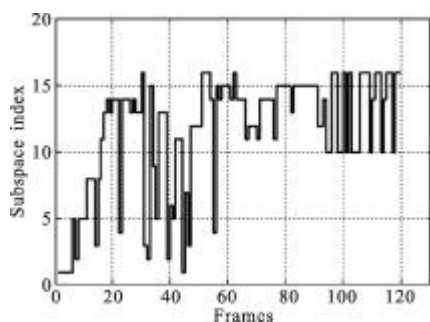


图6 实验4的子空间选择结果

Fig.6 Subspace selecting results for test 4

从上述实验可以看出,由于充分考虑了不同子空间对目标和背景具备不同的鉴别性这一因素,文中所提出的算法对跟踪目标的姿态、尺度变化以及发生遮挡时均具备了一定的免疫能力,能够在各种环境中对目标进行较稳健的跟踪。

4 结论

文中从选择将目标和背景有效可区分的子空间的角度对基于增量子空间学习的目标跟踪问题进行了研究,提出一种基于最优子空间选择的跟踪算法。算法在观察如何客观评估不同子空间的鉴别性能的基础上,采用粒子分布的特点对不同的子空间进行鉴别性能评估,在此基础上选择最优的子空间组合。对不同视频序列的跟踪实验表明,所提出的算法与传统的子空间方法相比具备了更优的性能,能针对目标所处的环境自适应地选择当前的最优子空间进行跟踪,从而提高了跟踪的准确性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. SURF: speeded up robust features[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [2] Wang S, Lu H C, Yang F, et al. Superpixel tracking [C]//In Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision, 2011: 1323-1330.
- [3] Hu J, Juan C, Wang J. A spatial-color mean-shift object tracking algorithm with scale and orientation estimation [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(16): 2165-2173.
- [4] Erdem E, Dubuisson S, Bloch I. Visual tracking by fusing multiple cues with context-sensitive reliabilities [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(5): 1948-1959.
- [5] Yang H X, Shao L, Zheng F, et al. Recent advances and trends in visual tracking: A review [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74 (18): 3823-3831.
- [6] Ross D A, Lim J, Lin R, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1-3): 125-141.
- [7] Kong Jun, Tang Xinyi, Jiang Min, et al. IR target tracking based on scale space feature points matching [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(11): 2104-2109. (in Chinese)
- [8] Wang Jiangtao, Yang Jingyu. Shape-based human detection in infrared image sequences [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2007, 26(6): 437-442. (in Chinese)
- [9] Deng He, Liu Jianguo, Chen Zhong. Infrared small target detection based on modified local entropy and EMD [J]. *Chinese Optics Letters*, 2010, 8(1): 24-28.