

文章编号: 1001-0920(2012)01-0114-06

基于自适应核窗宽的红外目标跟踪算法

刘兴淼^{1,2}, 王仕成¹, 赵 静¹, 刘志国¹

(1. 第二炮兵工程学院, 西安 710025; 2. 西安卫星测控中心, 西安 710043)

摘要: 针对传统均值漂移算法无法对对比度低、尺度变化的红外目标进行有效跟踪的问题, 提出一种改进 Mean Shift 算法. 首先融合灰度和纹理两方面的信息, 并分别定义背景灰度和纹理加权系数, 实现了目标的准确定位; 然后, 提出一种基于背景和前景目标相似度的核窗宽选取算法, 自动选取窗口缩放比例, 得到与目标尺度一致的跟踪窗口. 实验结果表明, 所提出的算法能够实现对红外目标的跟踪, 并且对尺度变化的目标具有较好的适应性.

关键词: 红外目标跟踪; 均值漂移; 特征融合; 自适应跟踪窗; 背景加权

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Infrared target tracking algorithm based on adaptive bandwidth of Mean Shift

LIU Xing-miao^{1,2}, WANG Shi-cheng¹, ZHAO Jing¹, LIU Zhi-guo¹

(1. The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China; 2. Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China. Correspondent: LIU Xing-miao, E-mail: liouxm_99@163.com)

Abstract: For the problem that the target tracking algorithm based on Mean Shift may be lost when the infrared target has low SNR or owns a dynamic change in scale, an improved Mean Shift tracking algorithm is proposed. Firstly, the features of gray and texture are fused to enhance the target information. Then coefficients based on the gray and texture histograms of the background pixels around the target are computed and incorporated into the computation of gray and texture histograms. After the accurate localization of the infrared target obtained, an objective function based on the similarity of background and target is proposed. Finally, the adaptive bandwidth is obtained through making the objective function minimum. Experimental results show that the proposed algorithm is effective and robust and can be adapted to the target change in scale.

Key words: IR target tracking; Mean Shift; feature fusion; adaptive bandwidth; background weighted

1 引言

红外目标跟踪技术是红外成像制导、侦查预警等军事领域的关键技术, 由于 Mean Shift 算法具有抗噪性好, 对目标旋转、变形以及背景运动都不敏感, 且运算速度快, 实时性好, 非常适于红外目标的跟踪. 经典的 Mean Shift 算法都是在颜色空间对目标进行跟踪, 对于颜色和纹理特征较为丰富的可见光目标, 这种算法显示了良好的跟踪性能^[1-2]. 由于红外成像系统的固有特点, 红外图像仅包含单一的灰度信息, 并且图像中目标特征不明显. 另外, 红外成像通常存在噪声大、目标和背景间的灰度差小、边缘模糊等缺点, 因而影响了 Mean Shift 算法用于红外目标跟踪时的

准确性和稳定性. 为此, 很多文献对 Mean Shift 算法进行了改进并应用于红外目标的跟踪. 文献[3]应用高频滤波处理结果构建核直方图并作为目标表征模型, 取得了一定效果. 但实测表明, 只有目标与背景具有较高对比度时, 才能取得较好的跟踪精度; 目标与背景间的灰度差较小时, 很容易造成跟踪偏差. 文献[4]在[3]的基础上应用高斯核, 加入运动补偿和卡尔曼滤波, 以解决目标存在旋转时的跟踪问题. 但该方法在目标对比度不高时, 仍存在跟踪效果不佳的问题.

为解决目标与背景相近时跟踪效果不佳的问题, 文献[5]融合了目标像素的灰度和空间信息, 提出了空间直方图的概念, 但该方法的主要缺点是计算较

收稿日期: 2010-09-05; 修回日期: 2010-12-03.

基金项目: 中国博士后科学基金项目(20080441274); 航空科学基金项目(20080112005).

作者简介: 刘兴淼(1981-), 男, 博士生, 从事控制科学与控制工程的研究; 王仕成(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事导航、制导与控制等研究.

为复杂. 文献[6-7]使用了背景加权直方图的方法, 对目标模型和目标候选模型分别进行变换, 以增加背景与目标的区分度, 减少背景干扰, 达到稳定跟踪的目的. 另外, 针对经典 Mean Shift 算法无法对尺度变化目标进行精确跟踪的问题, 人们提出了很多改进算法, 如 Comaniciu 等人^[8]采用增减 10% 窗口大小进行迭代计算相应的 Bhattacharyya 系数, 以获取最合适的尺度. 该方法在目标尺度变小时能获得较好的效果, 而当目标逐渐变大时, 由于 Bhattacharyya 系数容易陷入局部极大值, 跟踪窗口反而会变得越来越小. Collins^[9]提出通过尺度核在离散的尺度空间进行 Mean Shift 迭代以得到最佳核窗宽, 该方法在本质上存在与文献[8]方法类似的问题. 彭宁嵩等人^[10]利用角点的匹配自动选取核窗宽, 但仅局限于目标是刚体的情况.

为了更好地跟踪与背景相似度较高的目标, 并在跟踪过程中实现跟踪窗口随目标尺度变化而自适应改变, 本文提出一种融合目标灰度和纹理信息的背景加权 Mean Shift 红外目标跟踪方法. 算法首先融合目标的灰度和纹理信息; 然后通过计算目标周围区域背景像素颜色直方图和纹理直方图, 确定基于背景的灰度加权系数和纹理加权系数, 并使用该系数对目标模型进行变换, 同时保持目标候选模型不变, 进而使用均值漂移迭代算法实现目标的精确定位; 在此基础上, 定义了基于前景目标与背景相似度的目标函数, 最小化函数值以调整跟踪窗的大小, 实现核窗宽自适应调整.

2 Mean Shift 跟踪算法

Mean-Shift 跟踪算法通常是基于目标区域的颜色概率分布直方图. 将颜色空间分成 m 个索引子空间, 目标在特征 $u = 1, 2, \dots, m$ 的概率定义为

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

其中: \hat{q}_u 为第 u 个特征向量概率密度; δ 为 Kronecker delta 函数; x_i^* 为目标初始模板像素; $k(x)$ 为核函数; C 为规范化常数, 使得目标的概率密度和为 1, 定义为

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2). \quad (2)$$

类似地, 以 y 为中心的候选区域所表示的目标候选模型定义为

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

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right). \quad (4)$$

其中: x_i 为目标候选区域的像素; $\hat{p}_u(y)$ 为候选模型中第 u 个特征向量的概率密度; h 为带宽, 即跟踪窗口宽

度; C_h 为规范化常数.

接着, 采用 Bhattacharyya 系数来衡量目标模型概率分布 \hat{q}_u 与候选区域概率分布 $\hat{p}_u(y)$ 的相似度

$$\hat{\rho}(y) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u}, \quad (5)$$

得到目标的均值漂移矢量为

$$m_{h,G}(x) = \hat{y}_1 - y_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)} - y_0, \quad (6)$$

$$w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}}. \quad (7)$$

其中: $g(x)$ 为 $k(x)$ 的影子核函数, w_i 为权重函数. 迭代过程中不断计算式(6), 直至得到 Bhattacharyya 系数最大的位置即为目标位置.

在红外图像序列中, 选择灰度空间作为红外目标的特征空间, 则式(1)中 u 为灰度的量化等级, 即 $u = 1, 2, \dots, 255$. 相比可见光图像的高信噪比和丰富的颜色信息, 红外图像只具有强度信息, 并且目标与背景反差很低, 导致很难对红外目标进行充分的描述. 另外, 利用单一的灰度空间建立目标灰度的概率密度分布时, 很容易受到噪声的干扰, 使得目标灰度的概率分布描述不稳健.

3 基于改进 Mean Shift 跟踪算法

针对传统 Mean Shift 算法用于红外目标跟踪时存在的不足, 本文采用灰度直方图与其他红外特征融合来描述目标. 由于纹理特征具有不依赖颜色和亮度即可反映图像中同质现象的特点, 本文采用融合灰度和纹理两个特征对目标进行描述. 相比其他计算复杂度较高的纹理提取方法, 局部二值模式 (LBP) 纹理特征对目标灰度变化不敏感且计算简单迅速, 更容易满足红外目标跟踪的实时性要求, 通过相应的尺度和循环操作便可获得旋转及尺度不变的 LBP 特征^[11], 因此本文选用文献[11]中定义的具有旋转及尺度不变的 LBP 特征描述红外目标纹理特征. LBP 方法的主要思想是: 首先计算图像中每个像素与其局部邻域点在亮度上的序列关系; 然后根据 LBP 纹理计算公式得到相应的 LBP 纹理值; 最后采用多区域直方图作为图像的特征描述. 由此得到基于 LBP 变换的目标模型纹理特征描述为

$$\hat{q}_v = C_p \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(\text{LBP}(x_i^*)) - v]. \quad (8)$$

其中: $b(\text{LBP}(x_i^*))$ 为像素 x_i^* 的 LBP 特征值对应的特征向量; v 为特征区间, $v = 1, 2, \dots, 10$; C_p 为规范化

常数.

3.1 红外目标的多特征描述

根据上面的分析, 目标模型可表示为

$$q_{u+v} = \{\hat{q}_u(y^*), \hat{q}_v(y^*)\}. \quad (9)$$

其中: $\hat{q}_u(y^*)$ 为目标区域的灰度表征模型, $\hat{q}_v(y^*)$ 为目标区域的 LBP 纹理表征模型.

同理, 得到候选目标模型为

$$p_{u+v} = \{\hat{p}_u(y), \hat{p}_v(y)\}. \quad (10)$$

目标模型中核函数的作用是使靠近目标中心的像素点具有较大的权重, 远离目标中心的像素点具有较小的权重. 这样有助于提高目标描述对遮挡的鲁棒性, 但是距离目标中心的远近并不能反映像素点对目标和背景的可分性的大小. 为了减少背景像素对跟踪算法性能的影响, 更好地跟踪与背景相似度较高的目标, 应将背景特征区别较大的像素点赋予较大的权重, 而与背景特征近似的目标点赋予较小的权重, 将其加入目标模型中以增加目标与背景的分度, 这样更有利于对目标的准确跟踪. 为此, 计算目标周围背景区域(目标区外围 10 pixels 宽的区域)的灰度直方图 $h_1(u)$ 和 LBP 纹理直方图 $h_2(v)$, 经过归一化处理, 得到目标的背景灰度加权系数 $1 - h_1(u)$ 和背景纹理加权系数 $1 - h_2(v)$. 可以看出, 加权系数中背景的主要特征具有较小的权重系数, 而次要特征具有较大的系数. 然后将加权系数引入目标模型中的灰度空间直方图和 LBP 纹理空间直方图的计算中, 同时保持目标候选模型不变. 变换后的目标模型灰度表征模型和 LBP 纹理表征模型分别为

$$\hat{q}_u = C' \sum_{i=1}^n (1 - h_1(b(x_i^*))) k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(x_i^*) - u], \quad (11)$$

$$\hat{q}_v = C'_p \sum_{i=1}^n \{(1 - h_2(b(\text{LBP}(x_i^*)))) \times k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(\text{LBP}(x_i^*)) - v]\}. \quad (12)$$

其中

$$C' = \left(\sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \sum_{u=1}^{255} (1 - h_1(b(x_i^*))) \delta[b(x_i^*) - u] \right)^{-1},$$

$$C'_p = \left(\sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \sum_{v=1}^{10} (1 - h_2(b(\text{LBP}(x_i^*))) \delta[b(\text{LBP}(x_i^*)) - v] \right)^{-1}.$$

3.2 权重函数与融合系数自适应选取

根据背景加权后得到的目标模型和候选模型, 利用式(7)得到灰度空间和 LBP 纹理空间的权重函数 w'_i 和 w''_i , 即

$$w'_i = \sqrt{C'/C} \times \sqrt{1 - h_1(b(x_i))} \times \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)} \sum_{u=1}^{255} \delta[b(x_i) - u]}, \quad (13)$$

$$w''_i = \sqrt{C'_p/C} \times \sqrt{1 - h_2(b(\text{LBP}(x_i)))} \times \sqrt{\frac{\hat{q}_v}{\hat{p}_v(y_0)} \sum_{v=1}^{10} \delta[b(\text{LBP}(x_i)) - v]}. \quad (14)$$

由式(13)和(14)可以看出, 当 x_i 是背景的主要成分时, $h_1(b(x_i))$ 和 $h_2(b(\text{LBP}(x_i)))$ 较大, 相应的 $1 - h_1(b(x_i))$ 和 $1 - h_2(b(\text{LBP}(x_i)))$ 则较小; 当 x_i 是背景的次要成分时, 相应的 $1 - h_1(b(x_i))$ 和 $1 - h_2(b(\text{LBP}(x_i)))$ 较大. 因此, 背景加权起到了降低背景信息的作用, 同时也降低了背景信息对目标跟踪定位的影响, 为准确跟踪与背景相似度较高的目标打下了坚实的基础.

在分别得到灰度权重函数 w'_i 和 LBP 纹理权重函数 w''_i 之后, 对其进行线性加权融合, 得到总的权重函数为

$$w_i = k_1 w'_i + k_2 w''_i, \quad (15)$$

其中 k_1 和 k_2 为融合系数且满足 $k_1 + k_2 = 1$.

本文主要根据各个特征区分背景与目标能力的大小, 实时更新融合系数. 首先采用 Bhattacharyya 系数来衡量图像特征对目标与背景的区分能力: Bhattacharyya 系数越大, 表明该特征的区分能力越强, 相应的融合系数也越大; Bhattacharyya 系数越小, 表明该特征区分能力越弱, 其融合系数相应地赋值越小. 然后分别计算灰度部分和 LBP 纹理部分各自的 Bhattacharyya 系数 $\hat{\rho}_1$ 和 $\hat{\rho}_2$. 最后得到融合系数

$$k_1 = \frac{\hat{\rho}_1}{\hat{\rho}_1 + \hat{\rho}_2}, \quad k_2 = \frac{\hat{\rho}_2}{\hat{\rho}_1 + \hat{\rho}_2}.$$

3.3 跟踪窗口自适应调整

传统核窗宽固定的 Mean Shift 算法中, 当目标尺寸不断增大并大于核窗宽时, 采用固定的核窗宽会导致尺度定位偏差和空间定位偏差; 当目标尺寸不断缩小时, 采用固定的核窗宽会导致较大的尺度定位误差, 但跟踪窗口的中心始终指向目标的形心. 因此, 本文使用较大的跟踪窗口, 利用融合算法得到当前帧目标的形心; 然后固定目标形心, 通过不断改变跟踪窗的大小来确定最佳跟踪窗口尺度, 从而实现核窗宽的自适应调整.

设以目标形心为中心的任意跟踪窗口为 W' , 计算 W' 内目标模型灰度概率分布 \hat{q}'_u 及目标周围背景区域(目标区外围 10 pixels 宽的区域)的灰度概率分布 \hat{q}'_b . 文中认为最佳的跟踪窗口尺度应满足窗口包含完整的目标, 同时窗口内包含的背景像素应尽可能的

少, 即要满足 \hat{q}'_u 与初始目标模型概率分布 \hat{q}_u 的相似度值加上 \hat{q}'_b 与 \hat{q}_u 的非相似度值之和最大. 最佳尺度的跟踪窗口 W^* 应满足下式:

$$W^* = \min_{W'} \left\{ \lambda \sqrt{1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{q}'_u(y) \hat{q}_u}} + (1 - \lambda) \left(1 - \sqrt{1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{q}'_b(y) \hat{q}_u}} \right) \right\}, \quad (16)$$

其中 λ 为加权系数, 实验中设定 λ 为 0.25 以加大背景非相似度的比重.

自适应调整算法的具体步骤如下:

1) 利用融合算法得到当前帧目标的形心以及当前跟踪窗口的高和宽 h, w ;

2) 设任意以目标形心为中心的跟踪窗口 W' , 其高和宽分别为 $\alpha \times h, \alpha \times w$, α 为调整系数, 实验中 α 的取值范围为 0.8 ~ 1.2;

3) 计算不同 α 值对应的跟踪窗口的 \hat{q}'_u 和 \hat{q}'_b , 并代入式 (16) 求解出最佳尺度的跟踪窗口 W^* .

为使下一帧的跟踪窗口可以完全包含目标, 保证跟踪窗口的中心始终指向目标的形心, 设定下一帧的跟踪窗口大小为 $W^* \times (1 + \gamma)$, γ 为波动系数, 根据目标尺度的变化趋势取值, 本文取 $\gamma = 0.1$. 由于在跟踪过程中图像的背景是一直变化的, 式 (16) 中 \hat{q}_u 应为初始目标模型概率分布, 而不是基于背景加权的初始目标模型概率分布. 因为在初始帧区分目标与背景较好的像素点在当前帧可能是区分能力较弱的, 此时若引入背景加权, 则会引起背景相似度值的偏差, 导致算法失败. 另外, 寻找最佳跟踪窗口的过程实际是一个寻优过程, 可以使用优化算法来加快计算速度. 本文主要使用黄金分割法来寻找最佳跟踪窗.

根据上述分析, 本文提出的跟踪算法整体流程图如图 1 所示.

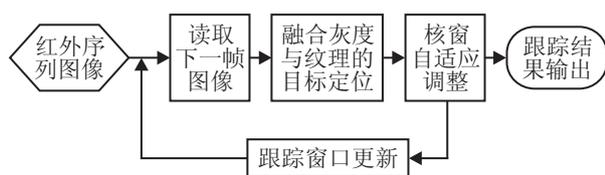


图 1 算法整体流程图

4 实验结果与分析

为了验证本文提出算法的有效性和稳健性, 对两个实拍红外图像序列进行了目标跟踪实验. 红外图像实验序列是在某飞机场附近拍摄的, 红外探测器架设在地面上, 通过手动控制使飞机保持在探测器的视场之内. 所有实验都是基于 Pentium(R), 1.60 GHz 1G 内存的 PC 机上采用 Matlab R2006a 平台设计实现.

第 1 个实验主要针对尺度固定的红外目标, 以检验本文算法对尺度固定红外目标的跟踪性能; 第 2 个实验主要针对目标存在尺度变化时的跟踪, 以检验本文跟踪窗自适应调整算法对尺度不断变化目标的跟踪效果. 图像序列第 1 帧采用手动方法确定目标模型.

实验 1 该实验主要是对尺度固定的飞机进行跟踪, 序列图像包括 42 帧大小为 240×320 的图像. 由于本文算法与文献 [6] 都是采用背景加权以减少背景干扰的方法, 不同之处是后者在目标模型与候选模型的直方图计算中都引入了背景加权系数, 而本文算法则仅仅为目标模型引入了背景加权系数. 为此, 分别使用本文方法和文献 [6] 方法对图像序列进行目标跟踪实验, 并与传统 Mean Shift 算法得到的跟踪结果进行比较. 图 2 为 3 种算法的部分跟踪结果.

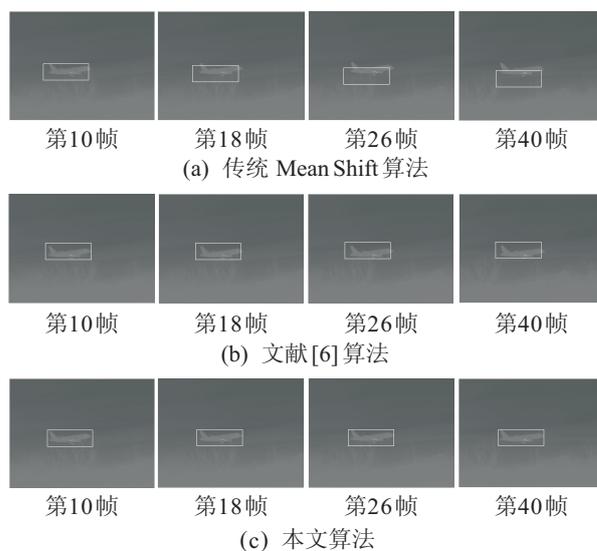


图 2 固定尺度时跟踪结果

比较图 2 中 3 种算法的跟踪结果可以看出, 由于加入了 LBP 纹理信息, 使用文献 [6] 加权的融合算法和本文算法的跟踪效果明显优于传统的 Mean Shift 算法. 但是文献 [6] 算法只是增加了纹理信息并未真正增加背景与目标的区分能力, 因此仍未能很好地消除背景的干扰. 本文算法则有效地增强了目标和背景区分度, 因而能对目标进行更为准确地定位.

为了更加直观地比较跟踪结果, 采用偏离真实位置的距离误差 (单位: 像素) 来比较 3 种算法的跟踪性能. 实验中采用手动方式获得每帧图像中目标的真实位置, 图 3 为算法的误差比较图. 由图 3 可以看出, 相比其他两种算法, 本文算法具有更小的跟踪偏差. 通过计算, 传统 Mean Shift 跟踪算法的平均跟踪误差为 20.3, 文献 [6] 算法平均跟踪误差为 7.9, 而本文算法仅为 4.2. 由此可见, 本文算法的跟踪精度明显优于另外两种算法.

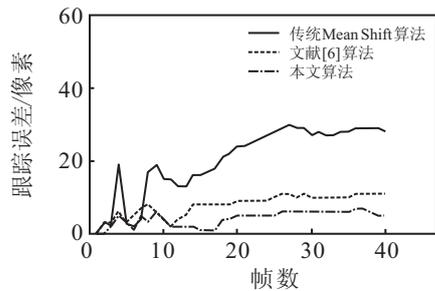


图3 跟踪误差比较图

实验2 该实验对远处飞行的飞机进行跟踪, 序列图像包括260帧大小为 240×320 的图像, 在整个过程飞机由远及近, 目标从小到大, 由于地面自然景物的影响, 图像背景也有很大的变化. 实验分别采用本文算法和文献[8]中算法对目标进行跟踪. 图4为两种跟踪算法的部分实验结果; 表1为本文算法实验结果中的目标尺度(设定初始帧中目标尺度为1), 形心

及核窗宽大小.

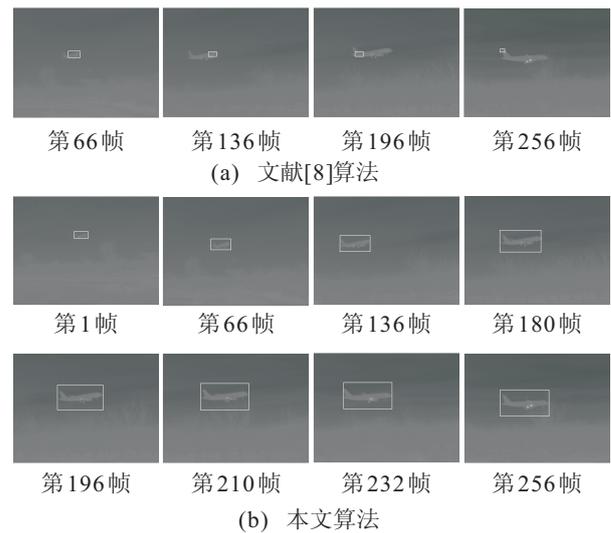


图4 尺度变化时跟踪结果

表1 部分帧图中目标尺度、形心及核窗宽度

帧数	1	66	136	180	196	210	232	256
目标尺度	1	2.1	4.4	5.6	6.5	7.1	8.2	7
目标形心	(86, 149)	(101, 135)	(106, 96)	(100, 123)	(96, 146)	(96, 135)	(95, 117)	(106, 127)
核窗宽度	16.6	25.3	40.3	47.2	53.1	55.2	58.5	53.5

由图4和表1可以看出, 文献[8]中算法由于Bhattacharyya系数的相似度在较小的跟踪窗口中达到局部最大而导致跟踪窗口越来越小, 并且目标定位也不准确. 与之相比, 本文算法在对目标中心进行精确定位的基础上, 通过最小化目标函数对跟踪窗进行自适应调整的算法, 在考虑目标相似度的同时, 重点考虑了目标与其周围背景的非相似度, 它兼顾了目标与背景, 而不是仅仅针对目标本身, 因此对尺寸不断变化的目标进行了有效的跟踪. 由表1可以看出, 随着目标尺度的变化, 核窗宽也相应地进行了调整. 尺度越大, 窗宽越宽, 这进一步证实了算法的可行性.

为了更好地检验本文算法对尺度变化目标的跟踪效果, 利用hu不变矩对目标尺度变化具有不变性的特性, 计算所得跟踪结果的hu不变矩(主要计算了其两个二阶不变矩 ϕ_1, ϕ_2), 根据跟踪结果不变矩与初始模板不变矩差值的大小来检验算法的跟踪效果. 一个好的跟踪算法可以得到一致的不变矩, 或者说不变矩的变化很小. 图5给出了本文跟踪算法的目标坐标曲线及跟踪结果的不变矩变化曲线.

图5(a)显示了目标坐标的变化, 图5(b)为跟踪结果的不变矩曲线. 由图5可以看出, 在整个跟踪过程中不变矩曲线波动较小, 近似直线, 其中各帧跟踪结果 ϕ_1 值与初始帧模板 ϕ_1 值的最大差为0.0379, 平均差为0.0242; 各帧跟踪结果 ϕ_2 值与初始帧模板 ϕ_2 值的最大差为0.1179, 平均差为0.1689. 不变矩的值只有

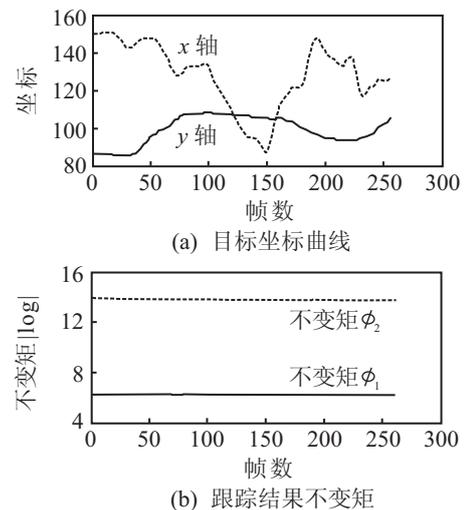


图5 目标坐标和不变矩曲线

很小的变化, 说明跟踪窗随着目标尺度的变化进行了自适应调整, 跟踪到了完整的目标, 从而证明了本文算法具有稳定的跟踪性能.

5 结 论

针对传统的均值算法不能对红外目标进行有效跟踪的问题, 在融合图像灰度和纹理信息的基础上, 本文提出了一种核窗宽自适应调整的Mean Shift跟踪算法. 该算法基于背景加权和特征融合的方法, 得到了更为稳健的红外目标描述模型, 实现了对红外目标的准确定位; 然后利用背景和前景目标与目标模板

相似度的区别, 建立了目标函数以实现跟踪窗的自适应调整. 实验结果表明, 改进算法比原有算法更适于红外目标的跟踪, 并且有效地解决了原有算法不能有效跟踪尺度变化目标的问题.

参考文献(References)

- [1] Li S X, Chang H X, Zhu C F. Adaptive pyramid mean shift for global real-time visual tracking[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(3): 424-437.
- [2] Leichter I, Lindenbaum M, Rivlin E. Mean Shift tracking with multiple reference color histograms[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(3): 400-408.
- [3] 程建, 杨杰. 一种基于均值移位的红外目标跟踪新方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2005, 24(3): 231-235.
(Cheng J, Yang J. Novel infrared object tracking-method based on mean shift[J]. *J of Infrared Millim Waves*, 2005, 24(3): 231-235.)
- [4] 宋新, 王鲁平, 王平, 等. 基于改进均值位移的红外目标跟踪方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2007, 26(6): 429-432.
(Song X, Wang L P, Wang P, et al. IR target tracking based on improved Mean Shift method[J]. *J of Infrared Millim Waves*, 2007, 26(6): 429-432.)
- [5] Birchfield S T, Rangarajan S. Spatiograms versus histograms for region based tracking[M]. Washington: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005: 1158-1163.
- [6] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(4): 564-577.
- [7] 李小和, 张太镒, 沈晓东, 等. 基于加权空间直方图的均值漂移目标跟踪[J]. *光电子·激光*, 2010, 21(5): 767-771.
(LI X H, Zhang T Y, Shen X D, et al. Mean shift object tracking based on background-weighted spatio-gram[J]. *J of Optoelectronics · Laser*, 2010, 21(5): 767-771.)
- [8] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]. *IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hilton Head, 2000: 142-149.
- [9] Collins R T. Mean-Shift blob tracking through scale space[C]. *IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. Baltimore: Victor Graphics, 2003, 2: 234-240.
- [10] 彭宁嵩, 杨杰, 刘志, 等. Mean-Shift跟踪算法中核函数窗宽的自动选取[J]. *软件学报*, 2005, 16(9): 1542-1550.
(Peng N S, Yang J, Liu Z, et al. Automatic selection of kernel-bandwidth for Mean-Shift object tracking[J]. *J of Software*, 2005, 16(9): 1542-1550.)
- [11] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- ~~~~~
- (上接第113页)
- [3] 杨歆豪, 王执铨. NOFC-VRTT: 一种基于变RTT的非线性AQM算法[J]. *控制与决策*, 2010, 25(1): 69-73.
(Yang X H, Wang Z Q. NOFC-VRTT: Nonlinear AQM algorithm based on variable RTT[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(1): 69-73.)
- [4] Wang S P, Gao W B. Robustness and invariance of variable structure systems with multiple inputs[C]. *Proc of ACC*. Seattle, 1995: 1035-1039.
- [5] Ren F Y, Lin C, Yin X H. Design a congestion controller based on sliding mode variable structure control[J]. *Computer Communications*, 2005, 28(8): 1050-1061.
- [6] 尹凤杰, 井元伟, 岳承君, 等. 不确定输入延时网络系统的鲁棒拥塞控制[J]. *控制与决策*, 2007, 22(2): 198-201.
(Yin F J, Jing Y W, Yue C J, et al. Robust congestion control for uncertain input-delay network systems[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(2): 198-201.)
- [7] 尹凤杰, 岳承君. 基于模糊调节滑模面的TCP拥塞控制算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(15): 85-87.
(Yin F J, Yue C J. Study of TCP congestion control algorithm based on fuzzy tuning sliding mode surface[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(15): 85-87.)
- [8] 张伟, 孙秀霞, 秦硕, 等. 自适应模糊全局快速Terminal滑模控制方法[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(27): 228-230.
(Zhang W, Sun X X, Qin S, et al. Novel adaptive fuzzy global fast terminal sliding mode control method[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(27): 228-230.)
- [9] 吴忠强, 许世范, 岳东. 非线性系统的T-S模糊建模与控制[J]. *系统仿真学报*, 2002, 14(2): 253-256.
(Wu Z Q, Xu S F, Yue D. T-S fuzzy modeling and control for nonlinear systems[J]. *J of System Simulation*, 2002, 14(2): 253-256.)
- [10] Xie L H. Output feedback H_∞ control of systems with parameter uncertainty[J]. *Int J of Control*, 1996, 63(4): 741-750.