

文章编号: 1001-9014(2007)06-0429-04

基于改进均值位移的红外目标跟踪方法

宋新, 王鲁平, 王平, 沈振康

(国防科技大学 电子科学与工程学院 ATR 重点实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要: 针对红外序列图像中目标存在旋转的问题, 提出了一种改进的 Mean shift 跟踪方法. 首先通过建立带有带宽矩阵 Gaussian 核的 Mean shift 矢量, 采用类似 EM 的方法给出了递推公式; 并且通过对图像序列的运动补偿, 提高了算法的适应性; 同时通过和 Kalman 滤波相结合, 提高了算法的鲁棒性. 实验结果证明算法能够成功实现对红外目标的跟踪, 并且对目标旋转和缩放具有很强的适应性.

关键词: 均值位移; 目标跟踪; 卡尔曼滤波器; 高斯核函数

中图分类号: TP7391.4 **文献标识码:** A

IR TARGET TRACKING BASED ON IMPROVED MEAN SHIFT METHOD

SONG Xin, WANG Lu-Ping, Wang Ping, SHEN Zhen-Kang

(ATR Key Lab, School of Electronic Science and Engineering,

National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: For target rotation in IR image sequence, an improved Mean shift tracking method was approached. Mean shift vector was established by Gaussian kernel with bandwidth matrix, and recursive equations were given in EM like manner. Flexibility of algorithm was improved by motion compensation of image sequence. Robustness of algorithm was improved by combining with Kalman filter. Experiments show that our method achieves success in IR target tracking, at same time the method can be adapted to the transformations of rotation and zooming.

Key words: Mean shift; target tracking; Kalman filter; Gaussian kernel

引言

红外图像是感应物体辐射得到的图像, 因此红外图像可以提供可见光图像中不能提供的信息. 然而与可见光图像相比, 红外传感器得到的图像信噪比很低, 因此在进行目标检测和跟踪时只能提供有限的信息. 而且红外图像中目标特征不明显, 存在着很大背景杂波等, 这些问题使得红外目标的跟踪更加困难.

Mean shift 作为一种特征聚类的方法, 自从 Fukunage^[1] 提出以来在很多方面得到了应用^[2], Comaniciu 和 Meer 等^[3,4] 把它用于目标跟踪取得了很大的成功. Yilmaz^[5] 提出把 Mean shift 用于 FLIR 目标跟踪, 并且在工程上实现. 但是经典 Mean shift 方法对目标的尺度变化没有很强的适应能力, 于是人

们提出了很多改进算法^[6,7]. 已有的算法一般是通过多次计算取最佳值或者采用仿射模型计算缩放比例等方法, 来适应目标大小的变化. 并且大部分 Mean shift 的改进方法只能适应目标的平移缩放, 很少有方法能够适应目标的旋转变化. 文^[8] 虽然提出了用带宽矩阵, 引入目标倾角的方法来跟踪旋转的目标, 但是它是采用试探的方法通过多次分别计算水平、垂直和旋转的自由度, 然后分别取最佳值; 这种方法比较复杂, 而且采用固定的变化大小, 对目标变化的适应性不强.

本文在文^[9] 的基础上提出了一种能够在目标旋转的情况下仍然能够很好跟踪目标的改进方法. 首先, 用协方差矩阵作为高斯分布的带宽矩阵; 其次用灰度空间联合的直方图来对目标建模, 然后建立有带宽矩阵的 Mean shift 模型, 并且根据相似程度

收稿日期: 2006-10-08, 修回日期: 2007-05-24

基金项目: (总装) 武器装备预研基金 (9140C8002020707)

作者简介: 宋新 (1979-), 男, 博士, 山东邹平人, 主要研究方向: 图像处理与目标识别, 计算视觉等.

Received date: 2006-10-08, revised date: 2007-05-24

量值决定是否对序列进行运动补偿,对红外探测器自身运动引起的图像全局运动进行补偿;最后通过Kalman滤波方法对目标位置进行估计适应目标位置的快速变化.

1 Mean shift 算法的改进

1.1 Mean shift 算法思想

假设 X 是 d 维欧氏空间中的总体, $\{x_i, 1 \leq i \leq n\}$ 是来自总体 X 的独立同分布样本集, $K(x)$ 为核函数, 带宽矩阵为 H , 则 X 的核密度估计定义为

$$f(x) = \frac{1}{n |H|^{1/2}} \sum_{i=1}^n K[H^{1/2}(x - x_i)] \quad (1)$$

经常使用的核函数是 Epanechikov 核

$$K_E(x) = \begin{cases} (2c_d)^{-1}(d+2)(1-x^T x) & \text{if } x^T x < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

还有高斯核函数

$$K_G(x) = (2\pi)^{-d/2} \exp\left(-\frac{1}{2}x^T x\right) \quad (3)$$

文献[2]选择带宽矩阵为 $h^2 I$, 得到的 Mean Shift 矢量为

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \quad (4)$$

由 Mean Shift 矢量得到 Mean Shift 迭代公式

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (5)$$

1.2 采用带宽矩阵的 Mean shift 算法

一般 Mean shift 都采用 Epanechikov 核, 但是对于红外图像来说采用高斯核函数更合适, 而且高斯核能够得到比 Epanechikov 核更好的结果.

经典 Mean shift 方法带宽矩阵选择为 $h^2 I$, 这在目标形状变化不大的情况下, 可以适用, 但是如果目标出现了大的尺度缩放或者旋转等变化的时候, 经典的 Mean shift 算法就不能很好的跟踪. 本文采用文献[9]的方法, 对于高斯核函数表示的 Mean shift 过程, 高斯联合分布的协方差矩阵就是带宽矩阵的一种表示^[10], 对于大小为 N 的独立分布的数据点集合: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 假设它的高斯概率密度函数为 $N(x, \mu, V)$, 定义目标函数为

$$f(\mu, V) = \sum_{i=1}^M \omega_i N(x_i, \mu, V) \quad (6)$$

ω_i 为加权值, 可以通过类似 EM 方法的 Mean shift

迭代过程得到目标函数的极大值:

1) E-step: 保持 $\mu^{(k)}$ 和 $V^{(k)}$ 固定, 寻找 q_i 使得目标函数取极大值, 最大值通过下面式得到:

$$q_i = \frac{\omega_i N(x_i; \mu^{(k)}, V^{(k)})}{\sum_{i=1}^N \omega_i N(x_i; \mu^{(k)}, V^{(k)})} \quad (7)$$

2) M-step: 保持 q_i 为常数, 求出 μ 和 V 使得目标函数取极大值. q_i 是常数, 根据参数

$$g(\mu, V) = \sum_{i=1}^N q_i \log N(\vec{x}_i; \mu, V) \quad (8)$$

从 $\frac{\partial}{\partial \mu} g(\mu, V) = 0$ 得到

$$\mu^{(k+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N q_i \vec{x}_i}{\sum_{i=1}^N q_i} = \frac{\sum_{i=1}^N \vec{x}_i \omega_i N(\vec{x}_i; \mu^{(k)}, V^{(k)})}{\sum_{i=1}^N \omega_i N(\vec{x}_i; \mu^{(k)}, V^{(k)})} \quad (9)$$

采用 γ 归一化方法得到

$$g_\gamma(\mu, V) = \sum_{i=1}^N q_i \log |V|^{-\gamma/2} N(\vec{x}_i; \mu, V) \quad (10)$$

从 $\frac{\partial}{\partial V} g_\gamma(\mu, V) = 0$, 得到从 V 的更新方程定义为

$$\vec{V}^{k+1} = 1/(1-\gamma) \sum_{i=1}^N q_i (\vec{x}_i - \mu^{(k)}) (\vec{x}_i - \mu^{(k)})^T \quad (11)$$

1.3 相似度测量

在彩色图像序列中, 常选 HSV 颜色空间作为特征空间进行目标描述. 在红外图像序列中, 只有灰度信息可以作为红外目标的特征空间. 与颜色空间相比, 单一的灰度空间信息量少, 而且特征描述受噪声影响大. 本文采用^[11]的方法采用级联的灰度空间作为特征空间, 用在 x 方向和 y 方向滤波后的图像上建立加权直方图, 形成概率密度分布描述.

令 \vec{x}_i 代表像素的位置, μ_0 是图像中目标的中心初始位置. 假设直方图有 M 个灰度级别, 函数 $b(\vec{x}_i): R^2 \rightarrow 1, \dots, M$ 是把在 \vec{x}_i 点的像素灰度值函数映射到灰度级的函数. 目标的灰度直方图模型包括 M 个量化级别的 M 个值 $\vec{o} = [o_1, \dots, o_M]^T$. 第 u 个级别的值可以通过下式计算

$$q_u = \frac{N_{V_0}}{i=1} N(\vec{x}; \mu_0, V_0) \delta[b(\vec{x}_i) - u] \quad (12)$$

这里 δ 是 delta 函数. 用高斯核 N 更多的依靠在目标中心的点, 对在目标边缘的点赋予比较小的权值. 从核函数有限邻域中, 只用 N_{V_0} 个点, 并且超过 2.5σ 的值都忽略.

后续序列中表示目标位置和形状的椭圆形区域用它的位置 μ 和协方差矩阵 V 描述的形状定义. 描述区域外观的颜色直方图是 $p_u(\mu, V)$

$$p_u(\mu, V) = \sum_{i=1}^{N_V} N(\vec{x}_i; \mu, V) \delta[b(\vec{x}_i) - u] \quad (13)$$

区域和目标的相似性通过它们的直方图定义. 和文献[3]一样, 本文用 Bhattacharyya 系数作为 2 个直方图的相似性测度

$$\rho[p(\mu, V), q] = \sum_{u=1}^M \sqrt{p_u(\mu, V)} \sqrt{q_u} \quad (14)$$

在当前估计 $p(\mu^{(k)}, V^{(k)})$ 的一阶 Taylor 展开定义为

$$\rho[p(\mu, V), q] \approx c_1 + c_2 \sum_{i=1}^{N_V} \omega_i N(\vec{x}_i; \mu, V) \quad (15)$$

这里 c_1 和 c_2 是常数, 并且

$$\omega_i = \sum_{u=1}^M \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mu^{(k)}, V^{(k)})}} \delta[b(\vec{x}_i) - u] \quad (16)$$

2 运动补偿

为了增加目标跟踪的精确度, 需要对由于红外传感器引起的振动进行补偿. 一般都是采用 3 个参数的仿射模型, 但是这种方法对于红外图像过于简单, 不能很好的工作. Yilmaz[5] 采用了 8 个参数的伪透视模型, 在初始估计正确的情况下, 能够很好的工作. 但是由于自由度太多, 收敛速度很慢并且容易陷入局部的极小值. 因此本文采用了 6 个参数的仿射模型

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 x + a_2 y + a_3 \\ a_4 x + a_5 y + a_6 \end{bmatrix} \quad (17)$$

写成线性方程的形式

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x & y & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x & y & 1 \end{bmatrix} [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5 \ a_6]^T \quad (18)$$

(u, v) 是光流. 可以通过结合光流约束方程解方程, 得到 6 参数的运动估计

$$[g_x \ g_y] \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -g_t \quad (19)$$

g_t 是时间梯度, g_x 和 g_y 是空间梯度.

3 Kalman 滤波估计

在 2.3 的推导中, 相似性函数在 $p_u(\mu, V)$ 处进行 Taylor 展开, Taylor 展开是在邻域内展开, 因此要求起始点的距离不能很大. 如果目标的运动速度很快, 经典 Mean shift 算法可能产生目标丢失的问题. 本文通过引入 Kalman 滤波来解决这个问题. 由第 2 帧到 $k-1$ 帧的位置信息形成目标中心的运动轨迹, 把得到的中心位置信息作为 Kalman 滤波的观测值, 用 Kalman 滤波预测 k 帧目标的位置, 作为 Mean shift 算法中目标的起始位置, 这样 Mean shift 算法

就能新的位置邻域内找到最优的目标位置. 然后把这个目标位置作为 Kalman 滤波的观测值, 进行下一帧的运算.

假定运动目标中心在 X, Y 轴上的运动都是一个随机加速的直线运动, 加速度 a 是零均值的正态分布的随机变量, $a(t) \sim N(0, \sigma_w^2)$. 信号向量 $\mathbf{X}(k) = [x(k) \ y(k) \ v_x(k) \ v_y(k)]^T$, 其中 $x(k)$ $y(k)$ 分别是目标中心 x, y 轴上的位置分量, $v_x(k)$ $v_y(k)$ 分别是 x, y 轴方向上的速度. 观测向量 $\mathbf{Y}(k) = [x_c(k) \ y_c(k)]$, 其中 $x_c(k)$ $y_c(k)$ 分别是目标中心坐标的观测值. 这样, Kalman 滤波算法的模型为

信号模型:

$$\mathbf{X}(k) = A(k-1)\mathbf{X}(k-1) + B(k)W(k) \quad (20)$$

观测模型:

$$\mathbf{Y}(k) = C(k)\mathbf{X}(k) + V(k) \quad (21)$$

4 算法实验

本文在 P4 2.0 G 256M 内存的电脑上, 用 matlab7.0 实现了本文算法, 并且与 Mean shift 算法进行了比较; 测试序列大小为 352×240 , 共 282 帧.

4.1 算法步骤

1. 建立目标模型, 初始位置为 μ_0 , 初始带宽矩阵为 $V^{(0)}$;
2. 计算当前帧目标区域的颜色直方图;
3. 计算加权值, 得到 Bhattacharyya 系数;
4. 根据系数判断是否需要运动补偿(阈值为 0.6);
5. 计算新的目标位置估计 μ'_k 并且用 Kalman 滤波进行修正得到新的位置估计 μ_k ;
6. 计算新的带宽矩阵估计 $V^{(k)}$;
7. 载入下一帧, 到步骤 2.

4.2 实验结果

从图 1 和图 2 中可以看出, 本文算法能够适应目标旋转的变化, 而一般的 Mean shift 改进方法不能. 图 3 显示了目标坐标的变化, 图 4 显示了目标旋转角度的变化曲线, 可以看出本文算法可以很好的跟踪红外目标.

跟踪时间如图 5 所示, 可以看出算法时间较快(平均 1.265s/帧), 如果用其他工程性方法可以实现实时跟踪.

5 结语

本文采用高斯核函数, 并且结合了带宽矩阵来



图1 (第30、120、190、220帧)跟踪结果
Fig. 1 Tracking results (the 30th, 120th, 190th, 220th frame)



图2 (第10、110、200帧)文[7]方法跟踪结果
Fig. 2 Tracking results of [7]

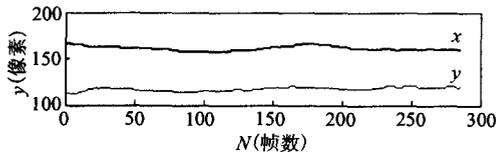


图3 目标坐标变化曲线
Fig. 3 Curve of target position

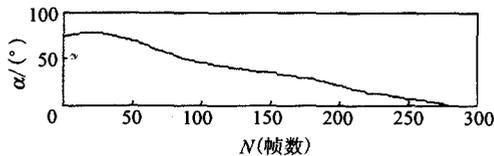


图4 目标旋转角度曲线
Fig. 4 Curve of target rotation angle

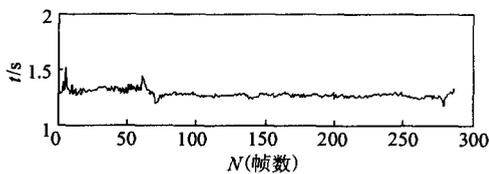


图5 跟踪时间曲线
Fig. 5 Curve of tracking time

适应目标的缩放、旋转等变化,同时采用了运动估计和 Kalman 滤波的方法增强了算法的鲁棒性,经过实验证明,本文算法能够很好的跟踪复杂背景条件下红外目标的运动,并且能够适应目标旋转的变化,具有一定工程实用价值。

REFERENCES

- [1] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function, with application in pattern recognition [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 1975, 21(1): 32—40.
- [2] Yizong Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(8): 790—799.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]. Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000: 142—149.
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564—577.
- [5] Yilmaz A, Shafique K, Shah M. Target tracking in airborne forward looking imagery [J]. *Journal of Image and Vision Computing*, 2003, 21(7): 623—635.
- [6] PENG Ning-Song, YANG Jie, LIU Zhi, et al. Automatic selection of Kernel-bandwidth for Mean-shift object tracking [J]. *Journal of Software* (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. *软件学报*), 2005, 16(9): 1542—1550.
- [7] Collins R. Mean-shift blob tracking through scale space [C]. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003.
- [8] JIA Jing-Ping, ZHANG Yan-Ning, CHAI Yan-Mei, et al. Making tracking of object in image sequences steady despite complex movement of objects [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University* (贾静平, 张艳宁, 柴艳妹, 等. 目标多自由度 Mean Shift 序列图像跟踪算法. *西北工业大学学报*), 2005, 1(5): 618—622.
- [9] Zivkovic Z, Krose B. An EM-like algorithm for color-histogram-based object tracking [C]. Proc IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004.
- [10] Wand M P, Jones M C. *Kernel Smoothing* [M]. CRC Boca, Roton London, NewYork, Washington DC; Chapman and Hall, 1995.
- [11] CHENG Jian, YANG Jie. Novel infrared object tracking-method based onmean shift [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (程建, 杨杰. 一种基于均值移位的红外目标跟踪新方法. *红外与毫米波学报*), 2005, 24(3): 231—235.