

基于卡曼滤波与均值偏移算法的目标跟踪

王宝荣^{1,2}, 杨 华¹, 王一程¹, 殷松峰¹

(1. 电子工程学院, 安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 安徽 合肥 230037; 2. 中国人民解放军 68215 部队, 青海 民和 800810)

摘要:针对变化场景下的目标鲁棒跟踪, 提出了一种结合均值漂移与 Kalman 滤波的跟踪算法。利用 YCbCr 特征空间进行目标描述, 使用 Kalman 滤波对目标运动速度和空间位置进行预测。根据干扰的不同情况, 使用不同的比例因子将两算法的跟踪结果线性加权得到目标的最终位置, 并利用一种比较科学的模型更新策略, 减轻了模型漂移的影响, 视频序列跟踪结果表明, 提出的方法能够稳定地进行跟踪。

关键词:目标跟踪; 均值偏移; 卡曼滤波; 模型更新

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

Target tracking based on Kalman filter and mean-shift

WANG Bao-rong^{1,2}, YANG Hua¹, WANG Yi-cheng¹, YIN Song-feng¹

(1. Key Lab of Infrared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China; 2. Unit 68215, Minhe 800810, China)

Abstract: To deal with the robustness of object tracking in the time-variant scene, an algorithm combined Kalman filter with Mean-Shift algorithm is proposed in this paper. We employ YCbCr features to describe the object, and Kalman filter is used to predict the position and velocity of the target. According to different disturbance circumstances, the two algorithms tracking results are done with liner weight method by using different scale factors to get the final position of the target. Furthermore, a model update strategy is utilized to alleviate the model drift. Experimental results show the good performances of the proposed algorithm.

Key words: target tracking; mean-shift; Kalman filter; model update

1 引言

视频序列中运动目标的跟踪是计算机视觉领域中一重要的研究课题, 均值偏移算法由于所具备的一些良好性质, 在目标跟踪领域得到了广泛的应用。均值平移算法^[1-2]是一种基于密度梯度的无参数估计方法, 由 Fukunaga 于 1975 年提出, 2000 年时 Comaniciu^[3]将其引入目标跟踪领域。它是一种基于模型的目标跟踪方法, 其选择核函数加权灰度直方图作为目标模式, Bhattacharyya 系数作为相似性函数, 利用均值平移方法在当前帧中进行目标匹配定位。在基于模型的目标跟踪方法中, 目标的特征是一个关键的因素, 目标特征选择的好坏直接影响到跟踪的性能。

传统的均值平移目标跟踪中, 仅仅选择目标的灰度作为待跟踪目标的特征。然而, 跟踪过程中场景的变化使得传统的灰度特征往往不能保证跟踪的鲁棒性和可靠性, 经常会出现目标丢失的情况。于是, 利用 YCbCr 特征空间进行目标描述, 在以均值偏移算法为跟踪框架的同时, 结合了 Kalman 滤波对目标空间运动位置的预测, 每一帧图像分别采用这两种方法进行跟踪, 根据干扰的不同情况, 采用不同的比例因子将两个跟踪结果线性加权, 从而得到目标的最终位置。在干扰较小情况下, 均值漂移算法

作者简介: 王宝荣(1983-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为红外对抗与目标跟踪。E-mail: wang_baorong@163.com

收稿日期: 2009-06-13

可以得到良好的跟踪效果,其跟踪结果占较大的比重,强干扰情况下,加大 Kalman 预测结果的比重,克服干扰。

下面首先在 YCbCr 特征空间进行目标和候选模型描述,接着给出了模型更新函数,并介绍了卡曼滤波器对目标运动状态的估计,随后分析了基于均值偏移算法的跟踪流程,实验结果验证了算法的有效性,最后给出结论。

2 YCbCr 特征空间

利用颜色直方图为目标建立颜色模型,目前较为常用的是 RGB 色彩空间,但是它对环境光线变化比较敏感,而且 3 个分量相互不独立。这里我们选择 YCbCr 空间建立模型。它是一种离散空间,比 RGB 空间更符合人眼对颜色的感知方式,而且能实现亮度与色度的分离,具有很好的聚类特性,能满足目标跟踪中实时性和准确性的要求。其中, Y 代表亮度信息, Cb 代表光源中的蓝色分量, Cr 代表光源中的红色分量。

RGB 到 YCbCr 色彩空间的转换方程如下:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.1687 & -0.3313 & 0.500 \\ 0.500 & -0.4187 & -0.0813 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

和 RGB 空间一样,我们将三个颜色分量分别量化为 N_y, N_{Cb}, N_{Cr} 级,则目标模板由 CrCb 空间的 $N_{Cb} \times N_{Cr}$ 级二维直方图和 Y 空间的 N_y 级一维直方图组成。为增加直方图描述的鲁棒性,引入表示空间位置信息的核函数计算加权直方图^[4],离目标中心越远的像素由于背景、遮挡等原因可靠性降低因而分配较小的权值,取高斯核函数 $K(x)$ 对直方图加权,即:

$$K(x) = e^{-\|x\|^2} \quad k(\|x\|^2) = K(x) \quad (2)$$

3 基于均值偏移的目标跟踪

3.1 目标模型描述

$$\hat{q}_{uj}(y_0) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta(b^j(x_i) - u_j) \quad (3)$$

其中, $j = 1, 2; u_1 = 1, \dots, N_{Cb} \times N_{Cr}; u_2 = 1, \dots, N_y$; $\hat{q}_{u_1}(y_0)$ 和 $\hat{q}_{u_2}(y_0)$ 分别表示以 y_0 为中心的目标的 CrCb 空间和 Y 空间的归一化直方图分布, u^1 和 u^2 为响应空间的色分量, $b^j(x_i)$ 为像素 x_i 在相应直方图中颜色索引值 ($b^1(x_i)$ 在 $\hat{q}_{u_1}(y_0)$ 直方图中表示改点的 Cr 和 Cb 值, $b^2(x_i)$ 在 $\hat{q}_{u_2}(y_0)$ 直方图中表示 Y 分量的值); δ 为 Kronecker delta 函数; k 为高斯核函

数 K 的轮廓函数; h 为跟踪窗尺度; C 为归一化常数。

3.2 候选模型描述

同样可以求得中心位置在 y 的候选模型表示为:

$$\hat{p}_{uj}(y) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta(b^j(x_i) - u_j) \quad (4)$$

3.3 相似性度量系数

我们依然用 Bhattacharyya 系数来表示目标与候选模型的匹配度:

$$\hat{\rho}(y) = \rho[\hat{p}_{uj}(y), \hat{q}_{uj}(y)] = \frac{\sum_{u_1=1}^{N_{Cb} \times N_{Cr}} \sqrt{\hat{p}_{u_1}(y) \hat{q}_{u_1}(y)}}{\sum_{u_2=1}^{N_y} \sqrt{\hat{p}_{u_2}(y) \hat{q}_{u_2}(y)}} \quad (5)$$

3.4 目标定位

我们采用文献[5]描述的均值偏移算法,通过迭代,计算得到候选目标的下一个新位置 y_1 :

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_{uj}}{\hat{p}_{uj}(y)}} \delta(b^j(x_i) - u_j) \quad (6)$$

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) w_i}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) w_i} \quad (7)$$

其中, $g(x) = -k'(x)$; w_i 表示跟踪窗内属于目标点的权重。

4 模型更新

在实际场景中,由于目标自身的运动及视角等的变化,都会使得固定的目标模型不能长时间稳定的跟踪目标,因此,需要及时的更新目标特征模型以适应目标的变化。目标模型更新存在的一个主要问题是模型漂移问题,即当前一帧的目标模型不能准确描述当前目标时,跟踪结果往往也不准确,用不准确的跟踪结果去更新目标模型会造成错误更新,错误的积累会使得目标模型逐渐脱离正确的跟踪目标。

为了避免这种情况的发生,我们采用下式更新目标模型:

$$q_{uj}^{cur} = \eta p_{uj}^{cur} + (1 - \eta) q_{uj}^{pre} \quad (8)$$

其中, q_{uj}^{cur} 为更新后的目标模型; p_{uj}^{cur} 为当前帧的候选模型; q_{uj}^{pre} 为前一帧目标模型; η 为模型更新系数,其取值范围为 $\eta \in [0, 1]$,为了快速适应目标的变化, η 通常取值较大,这里取为 0.8。

5 运动目标参数估计

卡尔曼滤波器是一种线性状态估计快速算法,基于系统以前的状态序列对下一个状态作最优估

计,预测时具有无偏、稳定和最优的特点。因此这里采用 Kalman 滤波器来估计运动目标的参数。

令状态向量: $X(k) = [x(k), y(k), x'(k), y'(k)]^T$, 其中, $x(k), y(k)$ 分别是目标中心在 x, y 轴上的位置分量; $x'(k), y'(k)$ 分别是 x, y 轴上的速度。观测向量 $Y(k) = [x_c(k), y_c(k)]^T$, 其中, $x_c(k), y_c(k)$ 分别是当前帧目标中心在 x, y 轴上位置的观测值。这样,卡尔曼滤波器包含了两个模型:

信号模型: $X(k) = A(k-1)X(k-1) + B(k)W(k)$

观测模型: $Y(k) = C(k)X(k) + V(k)$

其中, $A(k-1), B(k), C(k)$ 分别是状态转移矩阵、输入矩阵、观测矩阵; $W(k)$ 和 $V(k)$ 是信号噪声和观测噪声。

具体的卡尔曼滤波计算过程参见文献[6], 最终得到最优卡曼估计状态 $X(k)$ 。

6 算法实现及结果分析

在前文介绍的基于均值偏移跟踪基础上,本节给出算法的具体实现,并视频序列上的实验结果进行分析。

6.1 算法实现

以均值偏移算法为跟踪框架,结合卡曼滤波,得到 k 时刻目标的位置为:

$$X(k) = \alpha \hat{X}(k) + (1 - \alpha)y_1 \quad (9)$$

其中, $X(k)$ 是由 Kalman 滤波得到的目标位置, y_1 是均值漂移得到的目标位置, $\alpha \in [0, 1]$ 是比例因子。根据干扰的不同情况, α 取不同的权值。利用 Bhattacharyya 系数来判断遮挡、光照变化等因素的影响。

如果匹配度较大,表明目标受场景变化影响较小,均值漂移算法可以较好实现跟踪, α 取较小的值。如果匹配度小于设定的阈值,表明严重遮挡发生或者光照条件发生突变,若周围存在与目标颜色相近的干扰物,均值漂移算法收敛于局部最大值,容易造成目标丢失,因此,增大 Kalman 滤波结果的比例,即 α 取较大的值,直接利用 Kalman 预测值进行跟踪,不更新 Kalman 滤波器,并在预测位置计算匹配度。当预测位置的匹配度大于上述阈值时,减小 α 的值,均值漂移算法可以实现较好的跟踪。

设计跟踪流程如下:

- 1) 初始化目标的位置、速度,若运动目标速度未知设为零,并记录当前图像的时刻;
- 2) 在每帧图像进行模式搜索之前,利用 Kalman 滤波器计算预测目标的位置 $\hat{X}(k)$;
- 3) 采用均值偏移算法,根据式(9)计算候选目标中心 y_1 ;
- 4) 计算 Bhattacharyya 系数,当达到一个稳定值后进行判断,若 $\hat{\rho}(y) > \xi$, 利用式(8)进行目标模型更新,否则,保留原来的目标特征分布(即不更新);
- 5) 利用公式(9),根据情况选择不同的 α 值,计算目标位置 $X(k)$ 。

6.2 试验结果

我们按照上述跟踪流程,采用 Visual C++ 6.0 开发环境,借助 Open CV 函数库设计了跟踪算法,对视频序列进行了测试。初始目标为手动选择。结果如图 1、图 2 所示。



图1 光照变化情况下的跟踪结果(分别为第 100,130,230,260 帧)



图2 遮挡情况下的跟踪结果(分别为第 409,430,461,510 帧)

图1、图2所示上下两行图像分别为采用传统均值偏移算法和改进算法在两种场景下的跟踪效果对比。可以看到,图1中存在光照变化的影响,由于均值漂移算法的聚类作用,跟踪窗口向着目标点集中的方向偏移,第230帧时,当目标从光照区走入阴影区时,跟踪窗口漂移到与目标颜色相近的背景,后面各帧都跟踪失败,而改进算法由于采用YCbCr色彩空间,较好地克服了光照变化的影响,用来跟踪目标的矩形窗口无论在尺度上还是位置上均对人体目标进行了很好的表达,跟踪效果稳定。图2为此人被场景中电线杆遮挡的跟踪效果对比。可以看到,第461帧由于遮挡影响,均值漂移窗口逐渐向干扰方向移动,最后算法错误地跟踪到了遮挡物,改进算法通过判断Bhattacharyya系数的大小,适时进行模型更新,在遮挡严重情况下,通过增大Kalman预测结果的比重,从而较好地保证了跟踪效果的鲁棒性和稳定性。

图3显示出Bhattacharyya系数随帧数的变化情况。在目标人物从光照区走入阴影区以及被电线杆遮挡时,Bhattacharyya系数均迅速降低,因此适当调整 α 值,使Kalman滤波器占据优势,干扰消除后,则均值偏移跟踪占优势,并利用式(8)进行模型更新,

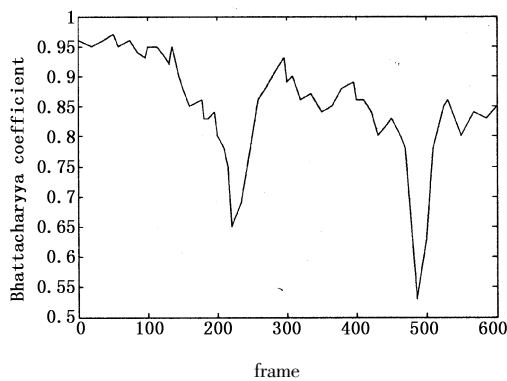


图3 Bhattacharyya系数随帧数的变化曲线

以保证跟踪的稳定性。需要指出的是,本文算法由于涉及颜色特征空间的转换,再加上卡曼估计和Bhattacharyya系数的判断,故算法的计算量比较繁重,从而对跟踪的实时性造成了一定的影响。

7 结论

根据背景变化下目标的鲁棒性跟踪问题,提出了一种基于均值漂移与Kalman滤波的目标跟踪算法,对于由于场景变化和遮挡等引起的不同干扰情况,使用不同的比例因子将两种算法的跟踪结果加权得到目标的最终位置。弱干扰情况下均值漂移算法的跟踪结果占较大比重,强干扰情况下Kalman滤波结果占较大的比重;并利用一种比较科学的模型更新策略,减轻了模型漂移的影响,从而保证了跟踪效果的稳定性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] K Fukunaga, L D Hostetler. 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] Y Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [3] D Comaniciu, V Ramesh, P Meer. Real time tracking of non rigid objects using mean shift [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000, 2: 142-149.
- [4] 常发亮. 彩色图像分割与复杂场景下目标跟踪方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2005: 126-128.
- [5] 王永忠, 梁彦, 赵春晖, 等. 基于多特征自适应融合的和跟踪方法[J]. 自动化学报, 2008, 34(4): 395-396.
- [6] 常发亮, 刘雪, 王华杰. 基于均值漂移与卡尔曼滤波的目标跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(12): 50-52.