

基于均值漂移的运动目标跟踪算法研究

耿盛涛¹, 郑晓婉¹, 王威²

(1. 郑州轻工业学院 电气信息工程学院, 河南 郑州 450002;

2. 郑州供电公司, 河南 郑州 450000)

摘要:为了实现在复杂环境下运动目标跟踪,提出了一种基于均值漂移的运动目标跟踪算法.该算法用帧间差法在复杂背景中获取目标模型,引入卡尔曼滤波器减少均值漂移算法迭代次数、解决遮挡问题,通过调节核函数带宽来改变跟踪窗口大小,以保证获取目标完整信息.实验结果表明,该算法不需要目标的先验知识即能实现复杂背景下对运动目标稳定、准确的跟踪,对目标遮挡有很好的鲁棒性.

关键词:均值漂移算法;卡尔曼滤波;目标跟踪;窗口自适应;目标遮挡

中图分类号:TP391 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.2095-476X.2013.02.006

Research of moving target tracking algorithm based on Mean-Shift

GENG Sheng-tao¹, ZHENG Xiao-wan¹, WANG Wei²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China;

2. Zhengzhou Power Supply Company, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: A moving object tracking algorithm based on the Mean-Shift algorithm was proposed for the accurately tracking of moving target under complex environments. This algorithm obtained the target model through the frame difference method; then through Kalman filter to reduce the iteration times of Mean-Shift algorithm and solve occlusion; lastly through adjusting the kernel function bandwidth to change the size of tracking window in order to access the complete information of moving target. Experiment results showed that the algorithm can track the moving target stably and accurately under complex environment and robustness to occlusion without the prior information.

Key words: Mean-Shift algorithm; Kalman filter; target tracking; adaptive window; object occlusion

0 引言

运动目标跟踪是计算机视觉系统一个重要的研究方向,可以了解某个固定或者移动物体的运行轨迹,在更远的范围上,还可以对所选物体进行其移动的预判. Mean-Shift 算法是 Fukanaga 等人提出的,它采用核概率描述目标特征,然后基于 Bhattacharyya 系数用 Mean-Shift 进行迭代搜索,最终收敛

的位置即为目标中心,因其具有迭代次数少、计算量小等特点而被广泛应用在实时目标跟踪^[1].

文献[2]用协方差矩阵解决跟踪过程中因目标形状改变而导致的跟踪失败现象,但对于有遮挡和背景变化较大的情况不能实现准确跟踪.文献[3]提出一种带宽自适应算法对目标尺度变化进行检测,能够实现目标稳定跟踪,但是不能对目标模型更新,并且不能解决遮挡问题.

针对以上问题,本文提出一种基于均值漂移的运动目标跟踪算法,该算法不需要目标的先验知识,用帧差法获取初始目标模板,在跟踪过程中用均值漂移算法获取目标准确位置,引入卡尔曼滤波器减少算法迭代次数,在目标遮挡和形变情况下对运动目标准确跟踪,并且通过调节核函数带宽来改变跟踪窗口大小,保证获取目标完整信息。

1 目标位置确定

1.1 帧差法获取目标模板

帧差法是一种直接比较相邻帧间对应像素点发生的相对变化,并以此为基础来提取图像中运动区域的方法,其有自适应能力强、对光照变化不太敏感的优点. 设 $I_{k-1}(x, y), I_k(x, y)$ 为 2 帧连续图像, $b_k(x, y)$ 为差分后的二值图像, T_H 为阈值, 则

$$b_k = \begin{cases} 1 & \text{if } |I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y)| > T_H \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

为防止环境微小变化带来的干扰,引入投影法来确定差分图像的目标边界. 投影法^[4]算法简单、计算量小,它是将二值图像分别向 x 和 y 轴方向投影,并且设定阈值保留非零像素密度大的一段连续区域,这样就可以确定上下边界 ($x_{\text{up}}, x_{\text{down}}$) 和左右边界 ($y_{\text{left}}, y_{\text{right}}$), 得到运动目标的区域(如图 1 所示). 结果经过图像形态学处理,能准确获取运动目标区域,作为均值漂移的模板。



a) 两帧连续图片



b) 获取得到目标区域

图 1 帧差法获取目标区域

1.2 Mean-Shift 算法

1.2.1 目标与候选目标的表示 目标模板是通过一个选定区域来确定的,假设目标中心位于图像原

点,并用矩形区域标识目标, x_i 为目标模板中像素坐标, y_i 为候选目标中像素坐标; $b(x_i)$ 为位于 x_i 的像素在量化后的特征空间中所隶属的特征值; $k(x)$ 为核函数,即为像素的权值,中心的像素权值大,远离中心的像素权值小. 目标模板和候选区域的核函数直方图定义为

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

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

其中, $k(x)$ 为核剖面函数, δ 为 Kronecker delta 函数, h 为核函数的带宽向量, C 是归一化常数.

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2)} \quad (3)$$

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

1.2.2 相似性度量 相似性函数用来度量目标模型和候选目标模型的相似程度,表示为 $\hat{\rho}(y) = \rho[\hat{p}(y), \hat{q}]$, 目标位置即为 $\hat{\rho}(y)$ 局部极值的位置,一般采用 Bhattacharyya 系数作为相似性函数,定义为

$$\hat{\rho}(y) = \rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}_0) \hat{q}_u} \quad (5)$$

对 $\hat{\rho}(y)$ 展开泰勒级数,得到

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{u=1}^m \omega_i k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (6)$$

其中,权重系数

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\hat{y}_0)}} \delta[b(x_i) - u]$$

要使⑥式最大化,也就是使⑥式第2项最大化,第2项的最大化过程即使中心移向新的位置.

$$\hat{y}_i = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i \omega_i g\left(\left\|\frac{\hat{y}_0 - x_i}{h}\right\|\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} \omega_i g\left(\left\|\frac{\hat{y}_0 - x_i}{h}\right\|\right)} \quad (7)$$

其中 $g(x) = -k'(x)$, 按照式⑦反复迭代更新位置.

1.3 目标模型更新

目标跟踪过程中,由于光照等因素的影响,可

能导致跟踪失败,所以自适应地更新目标模型非常必要.本文采用的方法是:在正常跟踪时,检测 Bhattacharyya 系数小于一定的阈值,当没有发生遮挡时进行目标模板更新,方法为

$$\hat{q}_{u,\text{new}} = (1 - \alpha)\hat{q}_{u,\text{old}} + \alpha\hat{p}_u$$

其中 α 是遗忘因子,可以用来调节更新程度.

1.4 跟踪窗口自适应

当图像中目标尺寸发生变化时,Mean-Shift 跟踪算法需要将模板窗口大小更新.传统的均值漂移算法中,跟踪窗口的尺度是固定的,缺少了跟踪窗口尺度的自适应调节,但当运动目标速度较快或者图像中目标尺寸和候选目标尺寸相比发生较大变化时,固定大小的跟踪窗口容易导致跟踪丢失^[5].

本文采取跟踪窗口自适应的方法,尽量将目标锁定在跟踪窗口内.算法的基本思想是:令第 k 帧图像的核函数带宽为 h_k ,通过式①—⑤计算核函数带宽分别为 $0.9 h_k$, h_k 和 $1.1 h_k$ 的 Bhattacharyya 系数.比较这 3 个系数,其中最大的系数所对应的核函数带宽即为第 $k+1$ 帧最优带宽 h_{k+1} .这样,带宽窗口的尺寸就会随着目标尺寸的变化而变化.

2 引入卡尔曼滤波的目标跟踪

2.1 卡尔曼滤波器

均值漂移算法一般能准确跟踪,但当目标运动过快,偏移量超过了核函数的带宽,或者目标被遮挡时,都容易跟踪失败.本文采用卡尔曼滤波器与均值漂移算法相结合的方法进行目标跟踪^[6-7],具体过程为:用卡尔曼滤波器估计目标在每一帧的最优位置,将其作为均值漂移迭代的起始点,这样即可解决目标运动过快的问题,在遮挡时把估计值作为目标当前位置,即可解决短时遮挡时的问题.

卡尔曼滤波器是根据最小均方差准则建立起来的递推估计的算法,它具有实现实时运动状态的估计和预测功能.它的基本思想是:采用信号与噪声的状态空间模型,利用信号前一时刻估计值和当前的观测值更新对状态变量的估计,求下一时刻的信号估计值.它对实时状态估计是通过时间更新方程和检测更新方程来实现的.预测时具有无偏、稳定和最优的特点,可用来对被跟踪目标运动状态进行预测,能够减小搜索区域的大小,提高跟踪的实时性.

目标在图像平面运动的状态方程描述如下:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_{x,k} \\ v_{y,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ v_{x,k-1} \\ v_{y,k-1} \end{bmatrix} + W_{k-1}$$

$$Z_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} X_k + V_k$$

观测向量 $z_k = [x_k \ y_k]^T$ 表示运动目标中心在图像平面的观测值,状态变量 $X_k [x_k \ y_k \ v_{x,k} \ v_{y,k}]^T$ 分别表示目标在像平面上的位置和速度, T 为采样周期, W_k 为状态噪声, V_k 为测量噪声,此外可以假设 W_k 和 V_k 都是零均值且独立的噪声向量.

2.2 遮挡情况判断

均值漂移算法一般情况下能够快速准确地跟踪,但是当目标发生遮挡时,目标模型和候选模型的相似度会变小^[8]. Bhattacharyya 系数表征的是当前候选目标区域信息与目标模板信息的相似度,遮挡发生时,当前核窗口区域的 Bhattacharyya 系数就会减小.所以可以采用 Bhattacharyya 系数值的变化作为判断跟踪过程中目标是否被遮挡的准则,步骤为:给定阈值 T_B ,计算第 k 帧均值漂移迭代得到目标位置处的 Bhattacharyya 系数 $\hat{\rho}(y)$;比较 $\hat{\rho}(y)$ 与给定阈值 T_B 的大小,若 $\hat{\rho}(y) < T_B$ 则认为发生遮挡,目标直接定位在 Kalman 预测位置 X_k 处,反之,则认为正常跟踪,继续执行 Mean-Shift 算法.对于异常情况采用以 λR 为半径的圆内目标搜索,比例系数 $\lambda \in (1, 2)$.当遮挡发生时,使核函数带宽保持不变,固定跟踪窗口大小.

3 实验分析

为了验证算法的可行性和有效性,本文采用 PETS 监控视频图像数据库实验数据进行测试,测试视频的分辨率为 768 像素 \times 576 像素,帧率 15 f/s,在 Matlab 7.5 软件平台上实现.

当目标运动引起尺寸变化时,Mean-Shift 算法容易导致跟踪失败,如图 2a)所示).随着目标不断变小,跟踪窗口融入大量的不相关信息,从而导致跟踪出现误差,由于这种情况也会使 Bhattacharyya 系数减小,如果没有自适应窗口更新,也会被误判为遮挡.本文采用了跟踪窗口的自适应更新(如图 2b)所示,虽然目标远离摄像头,目标在图像中逐渐变小,但是此时跟踪窗口也跟着变小,这样就不会

融入不相关信息,从而达到稳定跟踪的目的.

由图3可以看出,当跟踪过程中发生遮挡时,以卡尔曼滤波器的预测位置作为当前位置,直至目标出现后,再由 Mean-Shift 获取准确位置跟踪结果. 可看出目标发生遮挡时,若遮挡时间较长,也会造成

跟踪失败,需要重新搜索目标. 虽然卡尔曼滤波器在进行预测处理时会产生一定的耗时,但其计算量只占目标跟踪算法中很小一部分,并且减少了 Mean-Shift 算法的迭代次数,所以对跟踪的实时性并没有影响.



a) Mean-Shift算法跟踪效果



b) 本文算法跟踪效果

图2 尺寸变化跟踪效果对比

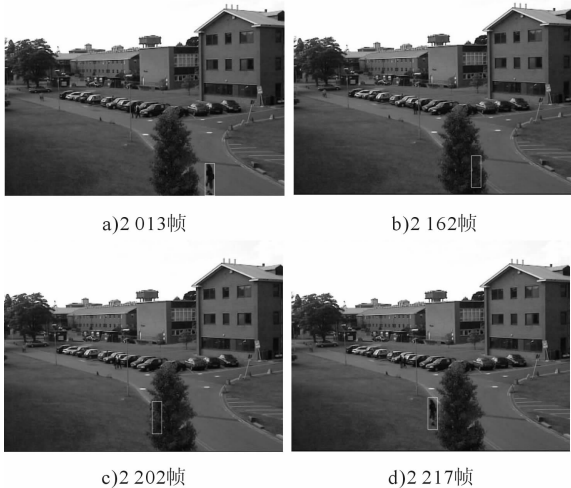


图3 跟踪结果

4 结语

本文研究了一种基于均值漂移的运动目标跟踪算法,引入了卡尔曼滤波器和自适应窗口更新的方法,来实现自适应调整窗口尺寸跟踪尺寸变化目标和短时遮挡目标,很好地解决了移动目标跟踪和遮挡问题. 实验证明该算法实时性好,能对运动目

标进行稳定跟踪,有很强的鲁棒性.

参考文献:

- [1] 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, Hilton Head Island, SC, 2000:142-149.
- [2] 曹玉华,吴小俊,段先华,等. 基于背景提取和扩展均值漂移算法的目标跟踪[J]. 计算机工程与应用, 2009,45(13):194.
- [3] 王明佳,武治国,韩广良,等. 自适应窗口选取的 Mean-Shift 目标跟踪[J]. 光子学报, 2012,41(1):67.
- [4] 郝志成,朱明,刘微. 复杂背景下目标的快速提取与跟踪[J]. 吉林大学学报:工学版, 2006,36(2):259.
- [5] 顾裕丰,刘国栋. 一种复杂场景下的运动目标跟踪算法[J]. 计算机技术及应用, 2012,38(1):122.
- [6] 刘继艳,潘建寿,吴亚鹏,等. 结合 Kalman 滤波器的 Mean-Shift 跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(12):184.
- [7] 王娟,刘教民,孟军英,等. 改进均值漂移算法在运动目标跟踪中的研究[J]. 系统仿真学报, 2012,24(9):1896.
- [8] 欧阳宁,游锦海,莫建文,等. 遮挡情况下多目标跟踪算法[J]. 计算机应用研究, 2010,27(5):1984.