

一种非刚体目标的实时检测与跟踪算法

陈涛涛, 田裕鹏

(南京航空航天大学自动化学院 南京 210016)

【摘要】提出了一种复杂背景下自动、实时地检测和跟踪非刚体目标算法。该算法利用自适应的背景减除方法,在复杂背景条件下提取出运动目标;采用颜色直方图模型为特征的均值平移法作为跟踪算法。试验结果验证了该算法的实时性和有效性。

关键词 运动检测; 目标跟踪; 颜色模型; 均值平移

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

A Real-Time No-Rigid Detection and Tracking Algorithm

CHEN Tao-tao, TIAN Yu-peng

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics Nanjing 210016)

Abstract An automatic, real-time no-rigid detection and tracking algorithm is presented. We detect moving objects by use the dynamic background model algorithm. Color histogram is not affected by object's scale and has good robustness, and mean shift algorithm is a nonparametric density gradient estimator. The robustness and speed is improved by integrating a mean-shift based model update technique with an adaptive change detection method. The result of the experiment shows the method is practical and efficient.

Key words moving detection; object tracking; color model; mean-shift

在计算机视觉的应用研究中,自动视觉跟踪是个很有意义的研究领域,它在智能监控、人机接口、虚拟现实、运动分析和基于模型的视频编码等方面有着广泛的应用^[1]。然而在复杂的背景条件下精确提取运动目标及对目标的实时跟踪都对算法提出了很高的要求。本文提出了一种非刚体目标的实时检测与跟踪算法,建立了一个自动实时系统,能准确地检测出运动目标并实时跟踪它。

1 系统概述

系统综合了自适应背景减除方法和基于均值平移的前景目标跟踪方法,能完成运动目标的自动跟踪。系统简单流程如图1所示。在检测开始前,通过连续采集的 n 帧图像建立初始环境的统计模型,再对每一时刻采集到的图像,运用自适应的动态背景减除算法得出前景区域,并更新原来的背景统计模型,然后对提取的前景区域采用形态学滤波,去除噪声,精确提取运动目标,利用颜色直方图对目标模型初始化,同时运用基于均值平移的跟踪器在连续帧中正确定位目标。

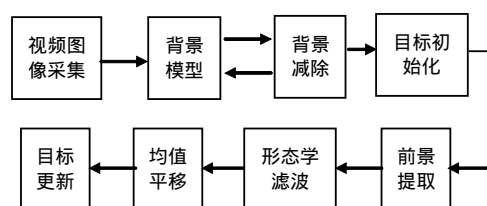


图1 系统处理流程

2 运动目标检测

运动检测的目的是从序列图像中将变化区域从背景图像中分割出来。运动目标的有效分割对后期跟踪处理是非常重要的。然而由于背景图像的动态变化,使运动检测成为一项相当困难的工作。目前,常用的运动检测算法主要有差分法、光流法和背景减除法^[1]。差分法能够适应动态背景,但一般无法提取全部特征像素;光流法计算时间开销较大,而且抗噪性能比较差。所以本文选择背景减除方法。由于图像采集过程中的误差、背景中光线的变化以及环境中的其他干扰因素,使简单的背景减除效果受到影响。本文采用自适应背景减除的算法来解决

此问题^[1-2]。

2.1 初始化背景模型

首先对背景采集连续 n 帧图像, 通过这 n 帧图像建立一个初始背景的统计模型。在这个模型中, 定义 μ_i 为背景的任一点 i 的颜色值的期望, σ_i 为颜色值分布的方差:

$$\mu_i = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \mu_{it} \quad (1)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\mu_{it} - \mu_i)^2 \quad (2)$$

式中 μ_{it} 为点 i 在第 t 幅图像中的颜色值。这样, 所有点的 (μ_i, σ_i^2) 就构成了初始的背景模型。本文使用的是单高斯背景模型, 其处理速度较快。

2.2 前景区域的提取

初始背景建立后, 用每一帧新采集的图像和背景图像相减就可以提取前景目标了。设当前图像中的点 i 的颜色值为 I_i , 可以通过下式将图像二值化:

$$D_i = \begin{cases} 1 & I_i - \mu_i > 3\sigma_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中 标志为1的构成前景区域; 标志为0的构成背景区域。

2.3 背景模型更新

由于场景中的光照条件、物体运动等因素, 需要对背景模型进行动态更新, 以适应环境的变化。

$$\mu_i(t+1) = \begin{cases} (1-\alpha)\mu_i(t) + \alpha I_i(t) & D_i = 0 \\ \mu_i(t) & D_i = 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$\sigma_i^2(t+1) = \begin{cases} (1-\alpha)\sigma_i^2(t) + \alpha(I_i(t) - \mu_i(t))^2 & D_i = 0 \\ \sigma_i^2(t) & D_i = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\mu_i(t)$ 和 $\sigma_i^2(t)$ 分别为时刻 t 的颜色均值和方差; α 为背景的更新速度。

要获得关于前景目标的特征描述, 必须先将其从前景点集中分割出来。本文通过计算前景点投影的方法来求目标的外接矩形^[3]。初始数据中的噪声(离散的前景点噪声和目标区域中的小孔)会给投影计算带来不良影响, 因此在进行投影计算前先去噪声。这可通过数学形态学运算实现, 利用腐蚀和膨胀算子分别去除孤立的前景点噪声和填补目标区域的小孔。

3 目标跟踪算法

目标跟踪的实质就是在连续帧中找到目标的最佳匹配, 它可以通过目标的特征匹配来实现。非刚体目标的形状会随着时间的改变而变化, 因而用简

单的模板匹配方法进行目标跟踪肯定是不行的。因为目标的直方图记录目标颜色的出现概率, 不受目标形状变化的影响, 所以本文采用颜色直方图作为跟踪模式, 具有很好的稳定性。均值平移(Mean Shift)算法是一种非参数密度梯度评估算法^[4], 可以得到局部最优解, 具有快速有效的特点, 能够对非刚体目标进行实时跟踪。

3.1 目标颜色模型

通过检测阶段对图像序列的分析处理, 可以得到运动目标的位置和大小。设被跟踪的目标中心为 y ; 外接矩形的高、宽分别为 h_x 、 h_y ; h 表示目标的尺度(像元总数); 目标在图像中的像素位置为 $\{x_i\}$, $i=1, 2, \dots, n$ 。若目标模型为 m 值直方图, 直方图索引 $b(x_i)$ 与该点的颜色相对应。颜色 u ($1 \leq u \leq m$)在目标模型中的概率是根据单调函数 k 计算得到的。此函数给目标中的像元分配权值, 通常位置与目标中心的距离越远, 其相应的权值就越小。权值的引入是为了增加估计的正确率, 因为外围像素往往可能被遮挡或受到背景的影响, 是不可靠的。通过把坐标 x 和 y 分别通过 h_x 、 h_y 进行归一化, 可把内核函数的范围表示为1。目标颜色分布为^[4-5]:

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (6)$$

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (7)$$

式中 δ 是Kronecker delta函数, 归一化常量 C_h 可以根据条件 $\sum_{u=1}^m \hat{p}_u = 1$ 导出。

3.2 距离最小化跟踪算法

通过Mean Shift的迭代运算, 可在当前帧中搜索与初始目标模型分布最相似的潜在目标, 把目标位置的估计问题转化为求解模型与候选分布的Bayes误差最大化问题。这样, Bhattacharyya系数的样本估计为:

$$\rho(y) = \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q} \quad (8)$$

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (9)$$

式中 q 表示初始目标模型; p 为候选目标模型。

本文的目的就是通过均值平移迭代算法来最小化距离, 获得当前帧的最可能位置 y , 这和最大化Bhattacharyya系数是等价的。当前帧的新目标的搜索开始于目标位置的估计 \hat{y}_0 , 于是, 先计算出在当前帧中位于 \hat{y}_0 处的候选目标的颜色概率 $\{\hat{p}_u(\hat{y}_0)\}$, $u=1, 2, \dots, m$, 在 $\{\hat{p}_u(\hat{y}_0)\}$ 值附近运用Taylor展开,

式(8)中的Bhattacharyya系数可近似为：

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} \beta_i K \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (10)$$

$$\beta_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\hat{y}_0)}} \quad (11)$$

式中 β_i 是权值的计算公式。基于Bhattacharyya系数最大化的迭代流程如下：设目标模型的分布为 $\{\hat{q}_u\}$, $u=1, 2, \dots, m$ ；目标的被估计位置为 \hat{y}_0 。

(1) 用 \hat{y}_0 初始化当前帧的目标位置，计算 $\{\hat{p}_u(\hat{y}_0)\}$, $u=1, 2, \dots, m$ ，估计 $\rho[\hat{p}(y_0), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y_0) \hat{q}_u}$ 。

(2) 根据式(11)计算权值 $\{\beta_i\}$, $i=1, 2, \dots, n_h$ 。

(3) 根据均值平移矢量，计算目标的新位置：

$$\hat{y}_1 = \sum_{i=1}^{n_h} x_i \beta_i g \left(\left\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) / \sum_{i=1}^{n_h} \beta_i g \left(\left\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (12)$$

更新 $\{\hat{p}_u(\hat{y}_1)\}$, $u=1, 2, \dots, m$ ，估计 $\rho[\hat{p}(y_1), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y_1) \hat{q}_u}$ 。

(4) 当 $\rho[\hat{p}(y_1), \hat{q}] < \rho[\hat{p}(y_0), \hat{q}]$ ，则 $\hat{y}_1 \leftarrow \frac{1}{2}(\hat{y}_0 + \hat{y}_1)$ 。

(5) 如果 $\|\hat{y}_1 - \hat{y}_0\| < \varepsilon$ 则停止 并且把 $\hat{y}_0 \leftarrow \hat{y}_1$ ，返回(1)。

最优算法是在步骤(3)中运用均值平移矢量来增大式(10)中的Bhattacharyya系数的近似值。没有增加 $\rho[\hat{p}(y), \hat{q}]$ 的大小，所以步骤(4)中需要测试目标新位置的有效性。但是实验表明根据式(12)计算的Bhattacharyya系数往往比相应的 \hat{y}_0 的系数要大，只有少于0.1%的执行过程才需要步骤(4)中的迭代。步骤(5)中的中止阈值 ε 给出了矢量 \hat{y}_0 和 \hat{y}_1 在图像中坐标是否收敛的条件。跟踪的过程就是把优化算法应用到每一帧上，根据目标形状特征的变化，采取了目标尺度自适应的方法。即设定式(9)的距离大小不变，据此来改变目标的尺度。在实际的操作中，修改范围控制在8%之内，防止由于部分遮挡而造成目标的丢失。

4 实验结果与分析

将云台摄像机放在室内对算法进行现场测试，算法的测试平台是一块主频为600 MHz的DSP(TI的TMS320C6416)图像处理板。该平台独立完成图像的采集、处理和输出，图像分辨率为352×288像素，真彩色格式。颜色直方图采用独立的R、G、B分量表示。在跟踪过程中，处理一帧图像平均耗时约80 ms，

其中包括图像的采集、处理及控制云台摄像机的平均时间，基本实现了实时跟踪处理。



图2 跟踪序列图像

图2所示为系统的检测和跟踪结果，其中第1帧为检测的结果图像。可以看出在摄像机静止的情况下，检测算法可以准确检测出运动目标，为后续的跟踪提供了准确可靠的目标模型，克服了其他系统要手工圈出待跟踪目标的缺陷，真正实现了自动化。从第110帧图像可以看出当运动目标被部分遮挡时，该算法仍然可以跟踪。对于摄像头转动所引起的图像模糊情况也能很好跟踪。图3展示了均值平移的迭代次数，从图中可以看出，在目标移动过程中，每帧的迭代次数平均约为2.6次，计算量不大，可以满足实时性的要求。

本文提出的自适应高斯背景减除算法能在复杂背景下检测出运动目标，并建立颜色直方图的目标模型，克服了非刚体目标外形、大小不确定的因素。目标跟踪是以均值平移迭代算法为核心来实现的，该算法快速可靠，能满足实时的要求。整个系统能够自动地检测出运动目标并对其进行跟踪，真正实现了智能化的需求。

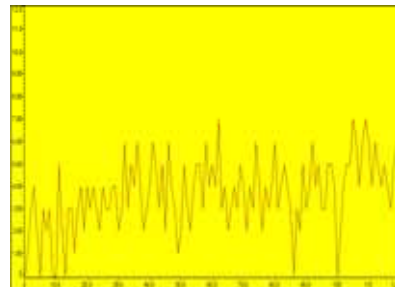


图3 均值平移的迭代次数

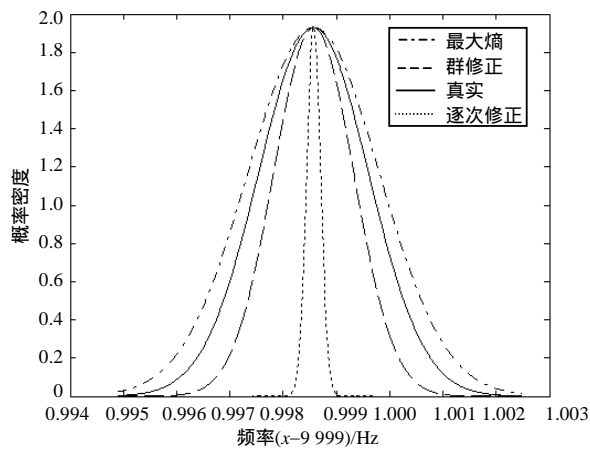
参 考 文 献

[1] COLLINS R T, LIPTON A J, KANADE T. A system for video surveillance and monitoring:VSAM final report[R]. CMU-RI-TR-00-12, Carnegie Mellon University, 2000.
 [2] WREN C, AZARBAYEJANI A, DARRELL T. Pfunder:real-time tracking of the human body[J]. IEEE Trans.PAMI, 1997, 19(7): 780-785.
 [3] REMONDINO F. Tracking of human movements in image space[R]. Internal Technical Report at IGP - ETH Zurich, 2001.

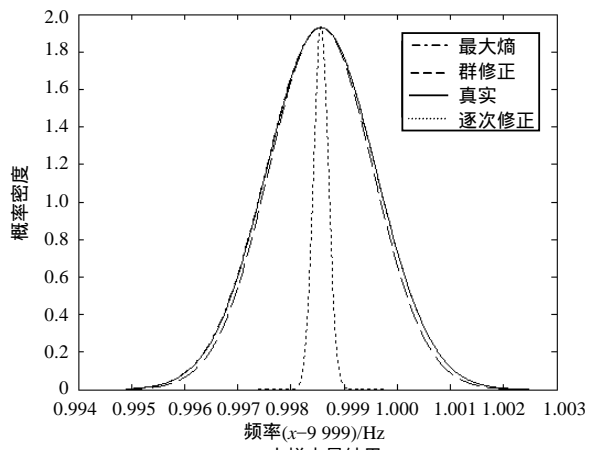
[4] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of no-rigid objects using mean shift[J]. IEEE CVPR, 2000, II: 142-149.
 [5] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, GOOL L C. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2002, 21(1): 99-110.

编 辑 漆 蓉

(上接第78页)



a. 小样本量结果



b. 大样本量结果

图1 测量数据概率分布反演实验结果

(1) 随着样品数增加,各种方法求出的均值趋近真实分布均值;群修正法和最大熵法求出的分布趋近于真实分布,而逐次修正法则不然。(2) 相比于最大熵法和逐次修正法,群修正法的均值更接近于真实分布的均值。(3) 用群修正法和逐次修正法获得的PDF离散性小于真实分布的离散性,用最大熵法获得的PDF离散性更接近于真实分布。特别是在采样数增多时,逐次修正法的离散性并不向真实分布趋近,且变化很小。因此用逐次修正法获得的PDF评价测量质量(不确定性)与实际相差较大。

参 考 文 献

[1] WEISE K , WOGER W. A Bayesian theory of measurement uncertainty[J]. Measurement Science and Technology, 1993, 4(1): 1-11.
 [2] LIRA I, KYRIAZIS G. Bayesian inference from measurement information[J]. Metrologia, 1999, 36, 163-169.
 [3] Jaynes E T. Prior probabilities[J]. IEEE Trans. Sys. Sci. and Cyber., 1968, SSC-4: 227-241.
 [4] LIEU R, HICKS R B, BLAND C J. Maximum entropy in data analysis with error-carrying constraints[J]. J. Phys. A: Marh Gen. M , 1987, (2): 379.
 [5] WOGER W. Probability assignment to systematic deviations by the principle of maximum entropy[J]. IEEE Trans. Instrum. Meas., 1987, 36: 655-658.

编 辑 漆 蓉