

窗口尺寸变化目标的遮挡跟踪

林庆^{1,2} 陈远祥¹ 王士同^{2,3} 詹永照¹

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)¹

(南京理工大学计算机系 南京 210094)² (江南大学信息学院 无锡 214122)³

摘要 针对传统的 MeanShift 跟踪算法在目标发生遮挡时容易导致目标丢失的情况,提出了一种改进的 MeanShift 跟踪算法。将多尺度空间理论、Kalman 滤波器与遮挡算法相结合,当目标发生遮挡后,利用 Kalman 估计目标信息量,能对目标尺寸有后续跟踪能力。实验结果表明,当目标发生遮挡后,改进的跟踪算法对目标无论增大或减小都能连续地、自动地选择大小合适的跟踪窗口。

关键词 Kalman, 信息量, MeanShift, 遮挡

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

MeanShift Tracking Algorithm with the Adaptive Bandwidth of the Target in Occlusions

LIN Qing^{1,2} CHEN Yuan-xiang¹ WANG Shi-tong^{2,3} ZHAN Yong-zhao¹

(Dept. of Computer Science and Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)¹

(Dept. of Computer, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)²

(School of Information Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)³

Abstract An improved Mean-Shift-based tracking algorithm was proposed to solve the poor tracking ability problem in occlusions. Combining multi-scale space theory, Kalman filter and occlusion, it can have a good tracking about scale using Kalman when target has been occluded. The experimental results show that the improved algorithm can select the proper size of the tracking window in the scenarios when the target has been occluded.

Keywords Kalman, Amount of information measure, MeanShift, Occlusion

目标跟踪是计算机视觉的一个重要分支,在视频监控、物体识别、人机界面等应用领域中,往往需要在各种复杂的环境下对运动物体进行有效的跟踪。因此,一个实用的跟踪系统要求能够处理各种可能发生的问题,其中最明显的就是遮挡问题。

当在目标跟踪过程中,目标可能发生了遮挡,传统的 MeanShift 目标跟踪算法对遮挡时目标的跟踪效果不理想,会导致目标丢失。在 MeanShift 算法的基础上加入了 Kalman 滤波器,可以对目标位置进行预测。在 Kalman 滤波器基础上,文献[1]提出了遮挡处理的策略,但处理目标位置的同时并没有关心目标大小的变化,从而不能很好地反映遮挡过程中目标大小的变化,有可能导致目标匹配不准确,造成目标丢失。

本文根据目标信息量^[4,6]对遮挡问题过程中目标尺寸的变化进行估计,从而在正确处理目标位置的同时,准确地处理了遮挡中目标尺寸的变化,符合了实际遮挡跟踪的要求。

1 目标信息量度量

根据视觉处理理论,目标图像的信息量可以由目标的各

种重要特征信息表示。基于这一性质,文献[3]根据文献[6]的相关知识,将多尺度信息量度量引用到二维目标图像中。

任意 $1 < m_0 < M, 1 < n_0 < N$, 如果图像在 (m_0, n_0) 点处的像素结构可以看作如图 1 所示的 4 个方向(以下称为 (m_0, n_0) 像素的 4 条邻接边),根据这 4 条邻接边,文献[4]具体化了二维离散图像的第 1 类特征点和第 2 类特征点。

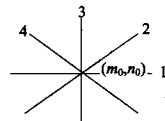


图1 在一点处图像像素的结构

文献[5]根据上面的两类特征点,对其进行了极坐标化,从而更利于实际应用,并用这两种特征点数量之和表示目标信息量的大小。

假设在二维图像平面 $f(x, y)$ 里,点 P 为平面 $f(x, y)$ 上的一点,以点 P 为极点建立极坐标系。设极角为 $l, l \in L$, 则 P 点的 8 个邻接像素点可以用 $f_l(x, y)$ 表示。其中,

$$L = \left\{ \frac{k\pi}{4}, k = -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3 \right\}$$

到稿日期:2009-09-02 返修日期:2009-12-07 本文受国家自然科学基金项目(60673190)资助。

林庆(1962—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为数据挖掘、模式识别与人工智能,E-mail: milam0479@126.com;陈远祥(1983—),男,硕士生,主要研究方向为视频图像检测与跟踪;王士同(1964—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能/模式识别、神经模糊系统、生物信息学及其应用;詹永照(1962—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为分布式系统、多媒体技术、模式识别。

$$f_l(x,y)=\begin{cases} f(x-\sin l, y+\cos l), l=\frac{n\pi}{2} \\ f(x-\sqrt{2}\sin l, y+\sqrt{2}\cos l), l=\frac{n\pi}{4}, l\neq\frac{n\pi}{2} \end{cases}$$

在极角 l 方向上,取步长 $\Delta h=1$,定义 $f(x,y)$ 的方向微分算子为

$$\nabla_l f(x,y)=\frac{f_l(x,y)-f(x,y)}{\Delta h}=f_l(x,y)-f(x,y)$$

在文献[5]中对文献[3]中的两类特征点用极坐标表示如下。

定义 1 设在二维离散平面上有点 $P(x,y)$,若 $\forall I_1, I_2 \in L, L=\{\frac{k\pi}{4}, k=-4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$, 当 $I_1 - I_2 = m\pi$, $m=\pm 1$ 时, $\nabla_{I_1} f(x,y) \cdot \nabla_{I_2} f(x,y) > 0$, 则点 P 称为第 1 类特征点。

定义 2 设在二维离散平面上有点 $P(x,y)$,若 $\forall I_1, I_2 \in L, L=\{\frac{k\pi}{4}, k=-4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$, 当 $I_1 - I_2 = m\pi$, $m=\pm 1$ 时, $\nabla_{I_1} (f_{I_1}(x,y) - f_{I_2}(x,y)) \cdot \nabla_{I_2} (f_{I_1}(x,y) - f_{I_2}(x,y)) > 0$, 则点 P 称为第 2 类特征点。

由于 1, 2 类特征点都是视觉上的重要特征点,因此它们的结合从视觉上能够反映图像的重要信息。下面就是根据定义 1 和定义 2 给出的信息量的具体定义。

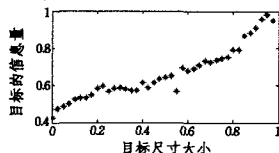
定义 3 设二维灰度离散图像 $f(x,y)$, 图像的第 1 类特征点的个数为 I_1 , 第 2 类特征点的个数为 I_2 , 则图像的信息量 I 定义为 I_1 和 I_2 之和。

本文就是根据定义 3, 将目标的总特征点作为目标的信息量, 求出前后相邻两帧目标图像的信息量, 然后将它们的比值作为 Kalman 滤波器的观察值对参数进行修正, 从而实现目标窗口大小的自适应变化。

图 2 就是分析了随着目标尺寸的变化目标信息量大小的变化情况。图 2(a) 是实验对象, 本实验选取了尺寸连续变大的 40 帧目标图像进行信息量的统计; 图 2(b) 是实验结果, 横轴代表目标归一化后尺寸的变化, 纵轴代表归一化后目标信息量大小的变化。从图中可以看出, 随着目标尺寸的变大, 目标信息量大小虽有个别出现误差, 但整体上仍然较好地呈现增大的趋势, 能够符合目标实际尺寸的变化。并且出现信息量误差的目标帧图像也可以通过 Kalman 滤波器进行修正, 所以将其作为 Kalman 滤波器的观察值是切实可行的。



(a) 目标由小变大的实验图



(b) 信息量随目标尺寸增大的归一化变化图

图 2 信息量随目标变化的分析图

2 遮挡的理论算法分析

本节将讲解如何判断遮挡的发生以及结束。

前面 MeanShift 算法已经讲解了 Bhattacharyya 系数的概念, 它表征了当前核窗口区域核直方图与目标核直方图的相似度。当 Bhattacharyya 系数减小到一定的阈值时, 说明跟踪目标发生了遮挡, 判断如下

$$f(k)=\begin{cases} 1, \text{正常跟踪 } b(k) \geq 2/3 \cdot b(k-1) \\ 0, \text{发生遮挡 others} \end{cases}$$

当 $f(k)$ 为 1 时, 说明目标正常跟踪或者部分遮挡。由于部分遮挡对目标跟踪的影响不大, 因此仍然开启 Kalman 滤波器对目标位置继续进行无遮挡目标跟踪处理。

当 $f(k)$ 为 0 时, 说明目标跟踪发生严重的遮挡, 此时在目标正常跟踪的基础上开启目标搜索策略。根据搜索目标是否出现来判断遮挡是否结束。

搜索策略如下:

当第 k 帧时目标运动到 B 处被部分遮挡, 在第 $k+1$ 帧时被判为完全遮挡, 进入搜索阶段。此时运用 Kalman 滤波器根据平均速度 v 预测出目标在第 $k+1$ 帧中的位置 A , 在以 B 为中点、半径为

$$r=\begin{cases} |v|, & |v| > h \\ h, & |v| \leq h \end{cases} \quad (h \text{ 为核函数带宽})$$

的左半圆周上(取决于目标运动的方向), 等间距设置 5 个搜索块, 如图 3 所示。

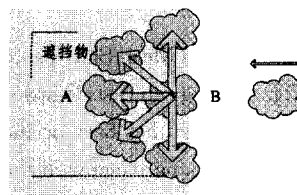


图 3 搜索策略图

这 5 个搜索块及 B 组成 6 个候选块。在 B 处也设置搜索块可以很好地防止目标进入遮挡物后又折回的情况。当目标运动速率过小时, 取半径为 h 可避免重复搜索; 当目标运动速率大于 h 时, 取半径为 $|v|$ 可提高搜索效率。

当这 6 个搜索块中有 Bhattacharyya 系数大于等于正确 Bhattacharyya 系数的 $2/3$, 即符合上面的式(6)时, 说明遮挡已经结束。对符合条件的跟踪块进行 MeanShift 算法的匹配, 即恢复正常目标的无遮挡跟踪过程。

3 窗口变化目标的遮挡跟踪

本文将目标信息量度量、Kalman 滤波器与遮挡算法相结合, 提出了一种新窗口变化目标的跟踪算法。

3.1 遮挡跟踪算法的基本分析

1) 在目标发生遮挡前, 运用 Kalman 滤波器对目标尺寸进行正确的估计。

2) 当判断目标发生遮挡时, 继续进行目标位置的 Kalman 滤波器估计, 同时开启搜索策略。利用遮挡前估计目标信息量的 Kalman 滤波器, 保持遮挡前目标信息量估计的 Kalman 滤波器的参数不变。用这些参数估计遮挡时的目标尺寸。

3) 当搜索策略判断出目标遮挡已经结束, 用遮挡结束后的目标信息量对 Kalman 滤波器进行修正, 得到更准确的 Kalman 滤波器参数, 恢复目标信息量 Kalman 滤波器的正常无遮挡的估计。

3.2 遮挡跟踪算法的步骤

本文将前后相邻两帧目标的面积变化比 $S(k)$ 作为 Kalman 滤波器的状态向量 ($S(k|k-1)$ 表示 Kalman 滤波器预测的第 k 帧与第 $k-1$ 帧目标面积的比例, $S(k|k)$ 表示 Kalman 滤波器修正后最终的第 k 帧与第 $k-1$ 帧目标面积的比例), 将前后两帧目标的信息量之比 $S'(k)$ 作为观察值 ($S'(k|k-1)$ 表示第 k 帧与第 $k-1$ 帧目标的信息量之比), $w(k)$ 和 $v(k)$ 为两个零均值而且独立的白噪声向量, 即 $w(k) \sim N(0, \sigma_w^2)$ 和 $v(k) \sim N(0, \sigma_v^2)$ 。

本文中目标信息量与 Kalman 滤波器相结合的具体公式模型如下。

系统的预测方程:

$$S(k|k-1) = S(k-1|k-1) \quad (1)$$

验前误差协方差:

$$P(k|k-1) = P(k-1|k-1) + \sigma_w^2 \quad (2)$$

滤波增益系数方程:

$$K(k|k-1) = \frac{P(k|k-1)}{P(k|k-1) + \sigma_v^2} \quad (3)$$

验后误差协方差:

$$P(k|k) = (1 - K(k))P(k|k-1) \quad (4)$$

状态修正方程:

$$S(k|k) = S(k-1|k-1) + K(k)(S'(k|k-1) - S(k|k-1)) \quad (5)$$

本文算法的具体步骤如下:

1) 设定初始状态。系统运行前必须对 Kalman 滤波器进行初始化, 本文算法的初始化可以为 $S=1; P=0; K=0; \sigma_w=2; \sigma_v=2$; 这样设定则第 1 帧目标图像原始匹配时就采用初始帧

的核函数带宽和目标匹配尺寸。

2) 根据式(2)估算出验前误差协方差 $P(k|k-1)$, 根据式(3)估算出滤波增益系数 $K(k|k-1)$ 。

3) 根据式(4)求出验后误差协方差 $P(k|k)$, 在以 MeanShift 算法匹配到的目标中心点所在的目标区域进行信息量的计算, 然后除以上一帧目标的信息量, 得到前后相邻两帧的目标信息量比 $S'(k|k-1)$ 。用式(5)求出修正后的状态, 然后将目标图像的核函数带宽调整为 $h(k) = h(k-1) \sqrt{S(k|k)}$, 并设本帧目标图像的尺寸为原始匹配尺寸的 $\sqrt{S(k|k)}$, 即 $H = H \sqrt{S(k|k)}$ 和 $W = W \sqrt{S(k|k)}$ (H 和 W 分别为目标跟踪矩形的长和宽)。

4) 根据 Kalman 滤波器估计出下一帧目标的位置, 然后利用 MeanShift 算法匹配最终目标位置。当匹配到 $b(k) < 2/3 \cdot b(k-1)$ 时, 说明目标发生遮挡, 则直接用上面两帧目标比, 不再修正当估计到遮挡结束, 重新对目标尺寸比例进行修正。

5) 如果跟踪结束则跳出, 否则分别将核函数带宽和跟踪目标尺寸通过 Kalman 滤波器预测赋给下一帧图像, 作为下一帧目标图像的原始匹配参数。然后返回 2) 循环, 直到跟踪结束。

4 实验结果比较及参数分析

在本文的实验中, 分别取了尺寸连续变化的 40 帧目标图像进行跟踪, 结果示于图 4 和图 5。采用的跟踪窗口都为矩形框。为了使提取的目标初始特征模块更准确, 避免目标模块检测技术带来误差, 在初始帧采用手动选择目标跟踪窗口矩形。

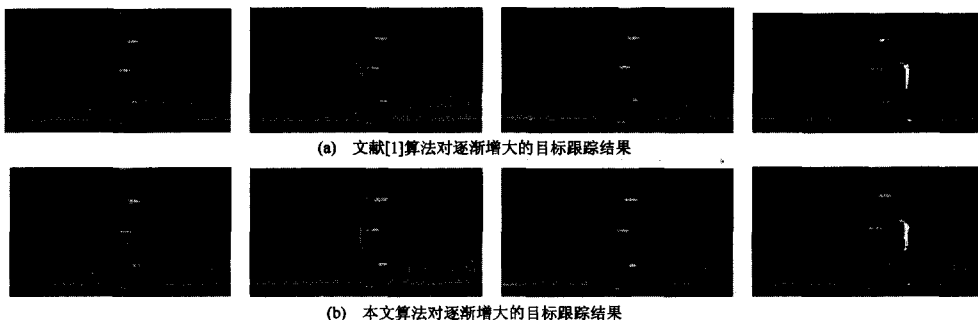


图 4 尺寸逐渐增大的目标跟踪比较

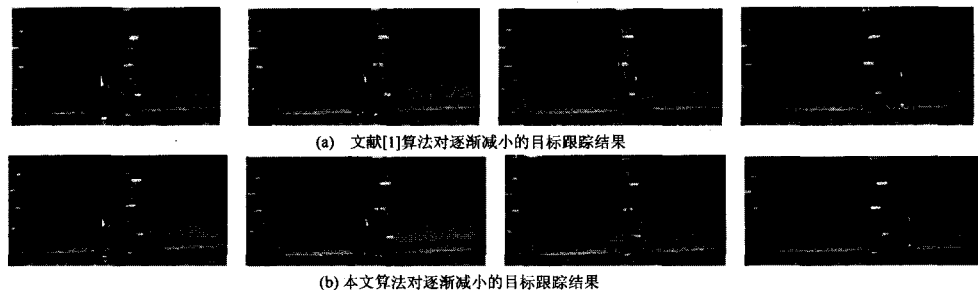


图 5 尺寸逐渐减小的目标跟踪比较

图 4(a)和图 5(a)是使用文献[1]中的跟踪算法的跟踪效果图。图 4(a)为文献[1]中的跟踪算法对尺寸逐渐增大的目标遮挡跟踪结果图, 从图中可以看出, 跟踪窗口尺度不能随目标尺寸的增大而逐渐自适应扩大。当目标发生遮挡后, 目标的尺寸已经变化了, 可跟踪尺寸还是遮挡前的, 不能反映尺寸

的实时变大。图 5(a)为文献[1]中的跟踪算法对尺寸逐渐减小的目标跟踪结果图。从图中可以看出, 当目标发生遮挡时, 可以跟踪到目标位置, 但跟踪窗口尺度没能实时地减小。图 4(b)和图 5(b)是本文算法的结果图。从中可以看出, 当目

(下转第 289 页)

步骤 3。

3 火焰区域分割

因前面的椭圆和正态分布函数是定义在坐标原点处的，所以在判断 (Cb, Cr) 处的正态分布函数值时，首先要进行坐标的平移和旋转变换。即将图 1 中火焰区域对应的椭圆平移到坐标原点处，再逆时针旋转 β ，所用变换公式为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\beta & -\sin\beta & 1 \\ \sin\beta & \cos\beta & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\overline{Cb} \\ 0 & 1 & -\overline{Cr} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Cb \\ Cr \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中， Cb, Cr 为图像中像素的 Cb, Cr 分量值，计算出的 x, y 代入式(3)，可得

$$f(Cb, Cr) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{((Cb-\overline{Cb}) \cdot \cos\beta + (Cr-\overline{Cr}) \cdot \sin\beta)^2}{\sigma_1^2} - \frac{((Cb-\overline{Cb}) \cdot \sin\beta + (Cr-\overline{Cr}) \cdot \cos\beta)^2}{\sigma_1^2} \right] \right\} \quad (11)$$

有了式(11)，图像中火焰区域的分割算法就很简单了，算法描述如下：

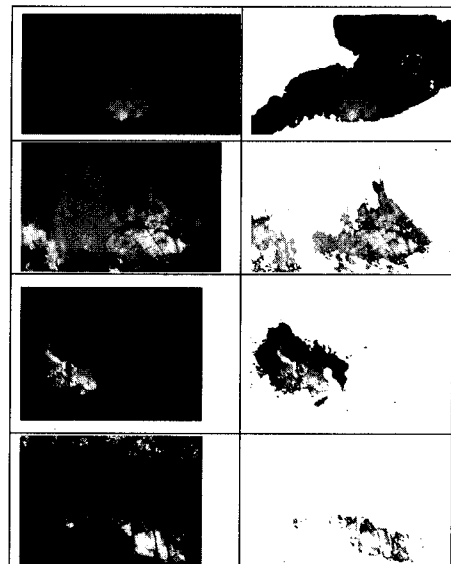
依次取图像的每一个像素，将其按式(1)由 RGB 模式转换成 YCbCr 模式，再将得到的 Cb, Cr 值代入式(11)。如果得到的函数值 $f(Cb, Cr) > \epsilon$ ，就认为该像素属于火焰区域，让掩模矩阵相应位置变为 1。

4 实验结果

为验证算法的性能，本文在 Window XP, Matlab 7.0 环境下对算法进行了模拟。图 4 为部分图像及其识别结果，可看出本算法效果较好。

结束语 火焰特征复杂，但火焰颜色相对固定，因此基于颜色特征分割火焰区域是可行的。由于采集的火焰样本的差异性，得到的 Cb, Cr 均值、椭圆的轴半径及倾斜角度等参数值会有所差异，最终的火焰区域分割结果会稍有不同。本方法优点是计算速度快，开销仅仅是对图像的一次扫描，具有很好的实时性。缺陷是本质上依靠颜色特征对图像进行区域分割，分割方法相对单一。该方法可较好地应用于目标颜色相

对固定的目标识别与分割中。



(a) 火焰图像 (b) 分割出的火焰区域

图 4 部分火焰图像的分割结果

参考文献

- [1] 崔宝侠, 乔继斌. 基于 Cr、Cb 色彩空间的森林火焰图像分割方法[J]. 沈阳工业大学学报, 2009, 31(1): 89-92
- [2] 杨淑莹. VC++ 图像处理程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 北京交通大学出版社, 2005: 287
- [3] 孙祥, 徐流美, 吴清. MATLAB 7.0 基础教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005
- [4] Brown M, Low D G. Automatic Panoramic Image Stitching using Invariant Features[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1), 59-73
- [5] Lourakis M I A, Argyros A A. The design and implementation of ageneric sparse bundle adjustment software package based on the Levenberg-Marquardt algorithm[R]. FORTH-ICS/TR-340, 2004
- [6] 张鸿燕, 耿征. Levenberg-Marquardt 算法的一种新解释[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(19): 5-8
- [7] 葛君伟, 谢祥华, 方义秋. 雾天图像清晰化方法及应用[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2010, 22(2): 223-226

(上接第 275 页)

标发生遮挡后，跟踪窗口矩形都能够很好地随目标实际尺寸很好地变化，弥补了文献[1]中对遮挡目标跟踪不能自适应变化尺寸的缺陷，从而在提高跟踪的准确性的同时也能够体现出目标尺寸的变化，更能够符合实际跟踪系统算法的要求。

结束语 本文将目标信息量、Kalman 与遮挡相结合，提出了一种窗口变化目标的遮挡跟踪算法。当目标正常跟踪时，用目标信息量与 Kalman 对目标尺寸变化进行估计与修正；当检测到目标发生遮挡，用前面修正的目标尺寸比例计算目标尺寸，当目标遮挡结束，重新修正目标信息量估计的 Kalman 滤波器的参数，恢复对目标尺寸进行无遮挡的估计与修正，从而自始至终能够准确反映目标尺寸的变化信息。实验结果证明了算法的有效性。

参考文献

- [1] Wang Jiang-tao, Yang Jing-yu. Object Tracking Based on Kal-

man-Mean Shift in Occlusions [J]. Journal of System Simulation, 2007, 9: 4216-4220

- [2] Zhu Sheng-li, Zhu Shan-an. Algorithm of target tracking based on mean shift with adaptive bandwidth of kernel function[J]. Opto-Electronic Engineering, 2006, 33(8): 12-16
- [3] Wang Zheng-yao, Cheng Zheng-xing, Tang Shao-jie. Information measures of scale-space based on visual characters[J]. Journal of Image and Graphic, 2005, 10(7): 922-928
- [4] Lindberg T. Feature Detection with Automatic Scale Selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 79-116
- [5] Qian Hui-min, Mao Yao-bin, Wang Zhi-quan. Mean Shift Tracking-9with Self-updating Tracking Window[J]. Journal of Image and Graphic, 2007, 12(2): 245-249
- [6] Jon S., Joachim W. Information measures in scale-spaces[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 45(3): 1051-1059