

一种基于信息融合的粒子滤波跟踪算法*

周元璞^{a,b}, 杨 华^{a,b}, 娄和利^{a,b}, 吴晓迪^{a,b}, 冯云松^{a,b}

(电子工程学院 a. 脉冲功率激光技术国家重点实验室; b. 安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 合肥 230037)

摘 要: 针对粒子滤波在复杂背景下容易造成跟踪目标丢失的问题, 提出一种基于多特征信息融合的粒子滤波算法。该方法同时利用灰度和梯度信息描述目标, 有效提高了复杂场景下对目标描述的可靠性; 在此基础上, 推导出多信息融合的观测似然函数, 将两种信息融合在一起, 使得融合算法能根据当前跟踪形势自适应调整各信息的加权, 实现了信息间的优势互补。实验结果表明, 该算法鲁棒性较高, 明显提高了跟踪精度。

关键词: 粒子滤波; 特征描述; 信息融合; 目标跟踪

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1729-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.034

Algorithm based on information fusion and particle filter

ZHOU Yuan-pu^{a,b}, YANG Hua^{a,b}, LOU He-li^{a,b}, WU Xiao-di^{a,b}, FENG Yun-song^{a,b}

(a. State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, b. Key Laboratory of Infrared & Low Temperature Plasma of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: Aiming at the problem of tracking failure based on traditional algorithm in complex background, this paper proposed a particle filter tracking algorithm based on information fusion. This method combined targets' gray scale with gradient, which efficiently improved the reliability of target description. On this basis, the method deduced the likelihood function of information fusion to fuse the two features, so that the fusion algorithm selected proper fusion weight for each cue in terms of current situation, achieved the goal of complementing each other's advantages. Experimental results show that the proposed method has better robust and tracking accuracy.

Key words: particle filter; feature description; information fusion; target tracking

0 引言

粒子滤波跟踪算法由于其处理非线性、非高斯问题的突出能力, 在图像跟踪领域得到了广泛应用。需要指出的是, 似然模型对于粒子滤波跟踪算法的跟踪性能起着决定性的作用, 因此, 构建似然模型的视觉特征显得尤为重要。选择区分性、稳定性好的视觉特征构建似然模型, 跟踪算法就能够有效地区分目标, 从而精确地跟踪目标^[1]。

目前, 国内外文献中常用的视觉特征主要包括颜色特征、边缘特征、形状特征等, 尽管以此类特征构建似然模型的跟踪算法取得了较好的跟踪效果, 但对于那些复杂的跟踪场景, 依靠单一的视觉特征往往不充分、不稳定, 很难取得良好的跟踪性能。针对这一局限性, 近年来许多学者提出了利用多视觉信息融合跟踪目标的算法, 文献[2~5]对多特征融合的跟踪进行了较为系统的研究; 但这些算法普遍忽略了对目标梯度信息的利用, 放弃了其良好的特征表示功能。事实上, 梯度直方图在某种程度上可以看做是对目标纹理的一种表示, 带有一定的结构信息, 而着眼于目标全局描述灰度信息, 恰恰缺少结构信息的描述。因此, 本文充分发挥两者优点, 将灰度特征和梯度

特征结合起来, 在粒子滤波框架内进行概率融合以跟踪目标, 同时给出了一种有效的模型更新方法。实验证明, 运用该算法进行目标跟踪, 当一种特征受到背景影响鉴别性时, 另一种特征就会有效地将目标与背景分开, 从而有效提高了粒子滤波跟踪中观测的准确性, 用于复杂背景下的目标跟踪。

本文对灰度特征和梯度特征的基本知识进行了介绍, 以粒子滤波为跟踪框架, 给出了基于信息融合的粒子滤波跟踪算法。

1 特征描述

1.1 灰度直方图特征

图像的灰度直方图(gray histogram)是灰度级的函数, 它描述图像中对应于各个不同灰度级的像素数^[6]。其横坐标表示灰度级, 纵坐标表示各个灰度级出现的频率(像素数)。设变量 r 代表图像中像素的灰度级, 通过归一化处理, 保证 r 的值在 $0 \leq r \leq 1$ 的范围之内。

为了便于数字图像处理, 用 r_k 代表离散灰度级, 用 $p_r(r_k)$ 代表该灰度级上的概率分布, 则有下式成立:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad k=1, 2, \dots, L-1 \quad (1)$$

收稿日期: 2011-10-12; **修回日期:** 2011-11-18 **基金项目:** 安徽省红外与低温等离子体重点实验室主任基金支持项目(2010A001007D)

作者简介: 周元璞(1987-), 男, 山东枣庄人, 硕士研究生, 主要研究方向为光电工程(zhouyuanpu_1987@163.com); 杨华(1969-), 男, 湖南沅江人, 教授, 博士, 主要研究方向为光电工程; 娄和利(1985-), 男, 山东临沂人, 硕士研究生, 主要研究方向为光电工程; 吴晓迪(1980-), 男, 安徽淮北人, 讲师, 博士, 主要研究方向为光电工程; 冯云松(1979-), 男, 安徽全椒人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为光电工程。

其中: n_k 为图像中出现 r_k 这种灰度的像素数, n 是图像中像素总数, n_k/n 就是概率论中所说的频数, L 为图像中总的灰度级数。在直角坐标中, 可以作出 r_k 和 $p_r(r_k)$ 的关系图, 即为直方图。

1.2 梯度直方图特征

目标的梯度特征反映了目标的纹理和边缘等细节信息, 用它来描述目标增加了目标和背景的对比度, 可以较为容易地把目标从背景中分离出来。所以, 本文将梯度特征与灰度特征结合起来建立观测模型, 以增加目标模板的稳定性^[7]。

梯度算子对应于一阶导数算子, 对一个连续图像函数 $f(x, y)$, 它在位置 (x, y) 处的梯度可以表示成这样的一个向量:

$$\text{grad } f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right) \quad (2)$$

在图像中, 对每一点取其梯度模, 则得到相应的梯度图。计算梯度图常用的方法有拉普拉斯算子、Sobel 算子及 Prewitt 算子等, 为了降低计算的复杂度, 采用简化的 Prewitt 算子对图像进行处理。将目标区域用一个矩形窗口表示, 即目标模板, 对于模板中的任意一像素点 (x, y) , 用 $I(x, y)$ 表示其灰度。于是可以求得各方向的梯度值。

水平方向梯度值:

$$G_h = |I(x+1, y) - I(x-1, y)| \quad (3)$$

垂直方向梯度值:

$$G_v = |I(x, y+1) - I(x, y-1)| \quad (4)$$

左对角线方向梯度值:

$$G_l = |I(x+1, y+1) - I(x-1, y-1)| \quad (5)$$

右对角线方向梯度值:

$$G_r = |I(x+1, y-1) - I(x-1, y+1)| \quad (6)$$

将上面四部分相加就得到点 (x, y) 处的梯度幅值:

$$G(x, y) = G_h + G_v + G_l + G_r \quad (7)$$

由上面可以看出, 梯度值的大小与相邻像素的灰度差值成正比。从图像上看, 在图像轮廓上, 像素的灰度值变化比较大, 梯度值也大, 在图像的非轮廓区域, 灰度变换相对平缓, 因而梯度值较小, 在图像的等灰度区域内, 梯度值为零。

2 粒子滤波器建模

2.1 运动模型

在视频目标跟踪中, 对于机动性不是很大的运动目标, 目标在相邻两帧图像间的位移很小, 通常采用简单的常速模型就能够基本描述其运动规律^[8]。考虑到目标还可能会发生尺度变化, 将其尺度特性加入到状态变量中, 具体参数可以描述为: $P = [x, y, h_x, h_y]$ 。本文采用矩形框, x 和 y 分别为矩形的中心, h_x 和 h_y 分别为矩形的半长轴或半宽轴, 最终建立的目标状态可以表示为

$$X(k) = [x(k), y(k), x'(k), y'(k), h_x, h_y]^T \quad (8)$$

其中: $x'(k)$, $y'(k)$ 分别是目标中心在 x 和 y 方向上的速度。

在整个运动过程中, 对于目标中心位置 (x, y) , 采用常速运动模型, 而尺度变化 (h_x, h_y) 采用随机扰动模型, 这样做主要是由于目标轮廓的大小在跟踪期间变化的随机性比较大, 因而很难用精确的数学模型来描述。因此, 采用如下模型建立运动

方程:

$$X_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_{k-1} + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} w_k \quad (9)$$

其中: T 为采样周期, w_k 为高斯噪声。

2.2 似然模型

为了计算候选区域的似然, 需要一个相似函数来衡量候选区域与目标模板的相似程度, 这里利用 Bhattacharyya 系数定义相似函数。两个模型灰度分布的 Bhattacharyya 系数定义为

$$\rho(\hat{p}, \hat{q}) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} \quad (10)$$

相应的 Bhattacharyya 距离为

$$d = \sqrt{1 - \rho(\hat{p}(X), \hat{q})} \quad (11)$$

当 d 值越小, 说明候选区域的灰度直方图与目标区域的灰度直方图越相似, 应赋予较大的粒子权值; 反之, 则相似程度越低, 粒子权值也越小。需要说明的是, 在下面的粒子滤波算法中, 每个粒子对应于一个图像的候选区域, 将该区域的灰度直方图与目标模板灰度直方图的 Bhattacharyya 距离作为该粒子的观测参考, 则该粒子相相应的灰度似然定义为

$$p_h(Z|X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_h} \exp\left(-\frac{d_h^2}{2\sigma_h^2}\right) \quad (12)$$

其中: d_h 为基于灰度特征的 Bhattacharyya 距离; σ_h 为灰度信息高斯分布方差。

类似地, 对于梯度特征, 同样采用 Bhattacharyya 距离来度量相似性程度, 与构建灰度似然相似, 定义梯度加权直方图特征的观测概率密度函数为

$$p_g(Z|X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left(-\frac{d_g^2}{2\sigma_g^2}\right) \quad (13)$$

其中: d_g 为基于梯度特征的 Bhattacharyya 距离; σ_g 表示梯度信息高斯分布的方差。

3 融合策略及模板更新

3.1 融合策略

在分别得到灰度信息、梯度信息的观测似然函数后, 下一步的任务就是对测量信息的融合, 即推导融合多种信息的观测似然函数。假设各种测量是相互独立的, 那么融合后的观测似然函数就能够以各个特征的观测似然函数的乘积形式给出, 这里只考虑灰度和梯度两种特征的融合, 对于更多特征的融合也很容易推广。

$$p(Z_k | X_k^i) = p_h(Z_k | X_k^i)^{\omega_1} \cdot p_g(Z_k | X_k^i)^{\omega_2} \quad (14)$$

其中: ω_1 , ω_2 为各特征自适应归一化权值, 用于调节每种特征的观测概率在总观测概率的比重, 在本文中分别表示灰度特征和梯度特征的加权; 然后, 对 $\tilde{\omega}_i$ 进行归一化, 从而得到 ω_i 。特征融合后的粒子权值为

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(Z_k | X_k^i) \sqrt{a^2 + b^2} \quad (15)$$

3.2 模型更新

为了提高跟踪算法在复杂环境下的有效性,本文依据相似性度量值的大小,将初始模板与当前最佳匹配位置按一定比例加权,从而得到新的模板图像。假设 p_i^{cur} 为更新前获得的目标第 i 个特征的模板, q_i^{new} 为更新后的目标模型, q_i^{pre} 为前一帧相应的目标模型,当它们之间的 Bhattacharyya 距离小于一定阈值 T 时,才对模板进行更新;否则认为受外部点影响较大,不进行更新。更新方法如下:

$$q_i^{\text{new}} = (1 - \eta) q_i^{\text{pre}} + \eta p_i^{\text{cur}} \quad (16)$$

其中: η 的取值采用固定形式,一般在 0.1 ~ 0.3, 本文取 0.2。

4 实验结果及分析

为了验证改进后算法的优越性,利用迷彩雨衣模拟复杂的背景环境,通过计算机和视频跟踪系统进行了模拟实验。在实验中,电脑配置为 P4 2.8 GHz CPU, 512 MB 内存, Windows XP 操作系统和 VC++ 6.0 的开发平台,视频采集装置为三星 SCC-421(P) 可见光 CCD 摄像机。跟踪过程中粒子数取 $N = 200$, 此时可以达到大约 10 fps 的处理速度。

为了对比跟踪效果,实验中把传统的粒子滤波跟踪算法模块与改进后的基于信息融合的粒子滤波跟踪算法模块做到了一个程序里。图1为两种算法的跟踪效果对比图,其中白色框为使用传统粒子滤波跟踪算法跟踪到的目标位置。黑色框为使用改进算法得到的目标位置。图2为两种跟踪算法的 Bhattacharyya 系数对比曲线。图3为跟踪框的运动轨迹。

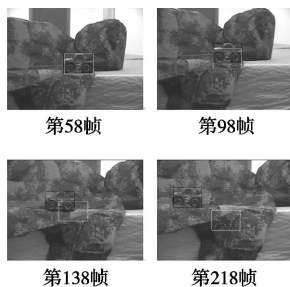


图1 传统粒子滤波跟踪算法与本文改进后的粒子滤波跟踪算法跟踪效果对比图

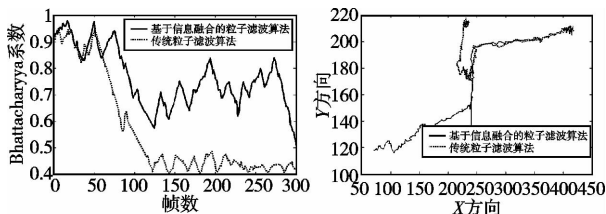


图2 两种跟踪算法Bhattacharyya系数变化曲线

图3 跟踪框运动轨迹

由图1可以看出,当背景为迷彩背景,目标也为迷彩小车时,传统的粒子滤波跟踪算法只能利用到目标小车的车轮颜色和灰度特征来区分目标和背景,前60帧左右尚能勉强跟住目标,但有轻微晃动。由于目标特征太弱,且背景复杂,传统的粒子滤波算法预测目标的能力大大受到限制。至大约第100帧处时,其跟踪位置严重偏移,晃动明显;至140帧处已经丢失跟踪目标。

对比图2巴氏系数变化曲线分析,随着实验的进行,复杂背景对传统粒子滤波跟踪算法的干扰越来越明显,从第50帧左右开始,巴氏系数开始明显下降,丢失目标后始终维持在较

低区域震荡。结合图3跟踪框运动轨迹可以看出,目标运行至视场中央附近区域时,跟踪框偏离目标,在错误位置晃动至稳定,跟踪失败。

而对于本文改进的基于信息融合的粒子滤波跟踪算法,由于在粒子滤波器的基础上融合了灰度、梯度两项特征,充分发挥三者优势,在复杂背景下较好地实现了目标跟踪。从图1、2中可以看出,跟踪框始终能较为准确地跟踪到目标,没有较为明显的跟踪框漂移等现象,巴氏系数始终在可以接受的区域范围内震荡;图3则真实反映了目标的实际运行轨迹。

通过以上对比可以发现,改进后的基于信息融合的粒子滤波跟踪算法既保持了较高的实时性、鲁棒性,同时应用了较好的信息融合、模板更新策略,在复杂背景下跟踪效果明显优于传统算法。

5 结束语

针对粒子滤波跟踪算法在复杂环境下跟踪不稳定的问题,本文提出了一种以粒子滤波算法为核心的双重特征融合跟踪新算法。该算法在利用灰度特征的基础上,增加了梯度特征描述目标,可以很好地体现目标的边缘以及纹理特征,有效提高了复杂场景下对目标描述的可靠性。在此基础上,推导出多信息融合的观测似然函数,将两种信息融合在一起,使得融合算法能根据当前跟踪形势自适应调整各信息的加权,实现了信息间的优势互补,始终利用对当前跟踪场景稳定的信息跟踪目标,解决了复杂环境下单一信息跟踪失效的问题。在设计跟踪算法时,利用自适应信息融合策略构建似然模型,提高了粒子滤波跟踪算法在复杂场景下的稳健性。通过对比实验,证明融合后的粒子滤波算法比传统算法跟踪性能更加优越,具备较好的稳定性和鲁棒性。但是,由于粒子的数目左右着实时性和稳定性,因此,如何减少运行时间、粒子数目的动态调整是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] DORIN C. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [2] MICHEAL I. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [3] CZYJ J, RISTIC B, MACQ B. A particle filter for joint detection and tracking of color objects [J]. Image Vision Computing, 2007, 25(8): 1271-1281.
- [4] LI An-ping, JING Hong-liang, HU Shi-qiang. Particle filter based visual tracking with multi-cue adaptive fusion [J]. Chinese Optics Letters, 2005, 3(6): 103-105.
- [5] LUO Rong-hua, HONG Bing-rong. Coevolution based adaptive Monte Carlo localization [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2004, 1(3): 183-190.
- [6] 席涛, 张胜修, 原魁, 等. 基于遗传进化策略的粒子滤波视频目标跟踪 [J]. 光电工程, 2009, 36(3): 28-32.
- [7] 初红霞, 王科俊, 王希凤, 等. 多特征融合的退火粒子滤波目标跟踪 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(6): 164-167.
- [8] 张波. 基于粒子滤波的图像跟踪算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2007.