

一种新型非线性滤波的多特征融合跟踪算法

亓洪标¹, 李伟²

(1. 海军工程大学 研究生院(筹), 武汉 430033; 2. 中国人民解放军 91666 部队, 浙江 舟山 316000)

摘要: 为有效解决非线性系统的状态估计问题, 提出一种新型非线性滤波算法。该算法通过在积分卡尔曼滤波中引入修正因子, 对积分点进行优化重组, 并采用修正后的积分卡尔曼滤波产生优选建议分布函数, 较好地克服了粒子退化现象。在新算法的框架内, 利用颜色和运动边缘特征作为观测模型进行视频目标跟踪, 并通过 D-S 证据理论的方法进行权值融合, 较好地克服了单一颜色特征在姿态改变、相似背景遮挡等情况下跟踪稳定性较差的问题。实验表明本方法对复杂条件下的目标跟踪问题在保持较强鲁棒性的同时, 跟踪精度提升了近 32%。

关键词: 粒子滤波; 积分卡尔曼滤波; 目标跟踪; 多特征融合; D-S 证据理论

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1737-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.036

Multi-feature fusion tracking based on new nonlinear filtering

QI Hong-biao¹, LI Wei²

(1. Graduate School, Naval Engineering University, Wuhan 430033, China; 2. PLA Troops of 91666, Zhoushan Zhejiang 316000, China)

Abstract: This paper proposed a new kind of nonlinear filtering for the state estimation of nonlinear systems. The proposed algorithm based on quadrature Kalman filter by using integral pruning factor, which optimized and reorganized the integration point. New algorithm overcame the particle degeneration phenomenon well. In the improving particle filter framework, this algorithm used color and motion edge character as observation model, and fused feature weights through the D-S evidence theory. The proposed method effectively avoided bad robust questions rosed by the single color feature in the posture change and similar feature occlusion. Experiment results indicate that the proposed method is more robust to track object in complex scene and the tracking precision ascends nearly 32%.

Key words: particle filter; quadrature Kalman filter; object tracking; multi-feature fusion; D-S evidence theory

复杂环境下运动目标的跟踪问题是计算机视觉领域一个较难的研究课题。近年来已经提出了很多算法, 主要有基于运动模型^[1]、光流^[2]、特征^[3]、图像区域信息^[4]等。其中, 基于特征的方法具有更好的实时性和鲁棒性。目前, 常用的目标特征主要有颜色、纹理、角点、边缘和轮廓^[5]等。而颜色特征因为对目标的旋转、姿态改变、部分遮挡等特点具有较强的鲁棒性, 在目标跟踪领域得到了广泛的应用。但是, 仅仅依靠单一的颜色特征作为目标的观测模型也存在着很大的不足, 特别是当背景颜色十分相近、或者目标光照突变的情况下, 跟踪误差较大, 甚至失败。

粒子滤波 (particle filter, PF) 是当前目标跟踪领域应用较多的一种算法, 由于该方法理论上可以表示任意形式的概率分布, 摆脱了以前线性近似和高斯分布的制约, 因此, 最近几年发展迅速, 在目标跟踪领域获得了较为成功的应用^[2-6]; 但是, 权值退化问题仍然是该方法走向实际应用的障碍。文献[7]尝试采用扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 对重要性概率密度函数进行优化, 提出了一种扩展卡尔曼粒子滤波算法 (extended Kalman particle filter, EPF)。由于 EKF 的作用, 在重要性概率密度函数中融入了最新的量测信息, 一定程度上改善了滤波性能, 但是由于 EKF 在模型线性化和高斯假设中引入了过多的近似误差, 导致其改进效果不是很明显。文献[8]采用无迹卡尔曼滤波 (unscented Kalman filter, UKF) 产生重要性

函数, 提出了一种无迹卡尔曼粒子滤波算法 (unscented Kalman particle filter, UPF), 具有较好的估计性能, 但是该算法要进行复杂的 UT 变换, 导致算法的实时性较差。文献[9]采用积分卡尔曼滤波 (quadrature Kalman filter, QKF) 产生重要性概率密度函数, 提出了一种积分卡尔曼粒子滤波算法 (quadrature Kalman particle filter, QKPF), 获得了较好的滤波精度, 但是该方法对所有积分点进行均衡权值分配, 忽略了不同权重积分点的积分精度问题, 因此在一定程度上削弱了滤波精度, 降低了改进效果。

针对非线性、非高斯系统的在线估计问题, 本文提出了一种新的粒子滤波算法, 即修正积分卡尔曼粒子滤波算法 (pruning quadrature Kalman particle filter, P-QKPF)。理论分析和实验仿真表明, 该方法具有较高的滤波精度和鲁棒性, 能够很好地适应光照突变、姿态改变以及相似目标部分遮挡等情况。

1 粒子滤波算法

1.1 粒子滤波跟踪模型

粒子滤波是当前解决非线性问题的有效算法, 它通过一组带有权值的离散粒子来逼近连续的概率分布, 随着迭代时间的增加, 存在权值退化问题。文献[7]通过引入重采样的步骤, 一定程度上克服了权值退化现象, 获得了较为成功的应用。其

收稿日期: 2011-10-19; 修回日期: 2011-11-26

作者简介: 亓洪标 (1978-), 男, 山东莱芜人, 硕士, 主要研究方向为导航、制导与控制; 李伟 (1982-), 男, 工程师, 硕士, 主要研究方向为信息融合、说话人跟踪与识别 (lwyz815@163.com)。

具体模型描述如下^[3]:

$$\chi_k^i = A\chi_{k-1}^i + v_k^i \quad (1)$$

$$p(z_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{l_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中: A 是状态转移矩阵; v_k^i 是均值为零的高斯白噪声; l_i 为第 i 个粒子观测值与真实值之间的 Bhattacharrya 距离; σ 是高斯分布的方差。则相应粒子权值分配的更新公式可以表示为

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (3)$$

1.2 权值更新

根据式(2)定义的观测似然模型, 可以按照式(3)递推地估计出目标粒子的相应权值。本文采用颜色直方图特征和运动边缘特征作为观测模型。

1) 基于颜色直方图特征的权值更新

首先采用颜色直方图进行目标特征建模。初始图像的目标位置记为 $\chi_0 = (x, y)^T$, 以该位置为中心, 进行目标区域的有效搜索, 并计算目标特征空间的第 u 个特征的概率密度, 可以表示为

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^m K\left(\frac{\|y - x_i\|}{a}\right) \delta(b(x_i) - u) \quad (4)$$

其中: $C_h = \frac{1}{\sum_i K(\|x_i^*\|)}$ 是概率密度的归一化系数, 目的是使

$\sum_{u=1}^m p_u(y) = 1$; a 代表整个搜索区域的有效面积; y 为搜索区域的中心坐标; δ 是狄拉克函数; m 为搜索区域的像素个数; $b(x_i)$ 为 x_i 位置所对应的目标特征的函数值; $K(\cdot)$ 为特征权值加权函数, 通过该函数为真值周围的像素点赋予较大的权值, 为偏离真值中心的像素点赋予较小的权值, 具体定义如下:

$$K(s) = \begin{cases} 1 - s^2 & s < 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

通过统计计算的方法, 计算有效区域中的特征值个数, 则目标的初始模板可以表示为

$$p(y) = \{p_u(y)\}_{u=1, \dots, m} \quad (6)$$

假设在第 k 帧中, 第 i 个粒子的位置参数为 $(x_k^i, y_k^i)^T$, 则其相应的候选模型 $p(y_i)$ 和目标模型 $q(y_0)$ 的匹配程度可以用 Bhattacharrya 距离来度量:

$$d_i = \sqrt{1 - \rho(p, q)} \quad (7)$$

其中, $\rho(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u(y_0)}$, 是相应的 Bhattacharrya 系数。根据式(2)(3), 可以得到基于颜色直方图的权值更新公式为

$$\omega_{\text{CLOrk}}^i = \omega_{\text{CLOrk-1}}^i \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

2) 基于运动边缘特征的权值更新

文献[11~13]对多特征融合的跟踪方法进行了研究, 要么融合了颜色特征与形状特征, 要么融合了颜色特征与纹理特征, 但是这些都是静态特征, 相对于运动的视频跟踪而言, 都存在一定的缺陷。因此, 本文考虑采用运动边缘信息作为融合特征, 它既能有效地描述运动目标的运动信息, 又能突出边缘与轮廓。具体的计算方法如下^[3]:

设 I_k, I_{k-1} 分别为视频图像的第 k 帧和第 $k-1$ 帧, 则差分图像 diff_k 可以表示为

$$\text{diff}_k = |I_k - I_{k-1}| \quad (9)$$

则 k 时刻的边缘图像 E_k 为

$$E_k = \nabla \text{diff}_k = \left[\frac{\partial \text{diff}_k}{\partial x} \quad \frac{\partial \text{diff}_k}{\partial y} \right] \quad (10)$$

其方向角 θ 为

$$\theta(x, y) = \arctan \left[\frac{\frac{\partial \text{diff}_k}{\partial y}}{\frac{\partial \text{diff}_k}{\partial x}} \right] \quad (11)$$

计算过程中, 目标的梯度方向角分别取值为 $0 \sim 2\pi$ 。通过对方向角的有效量化来获取相应方向的编码值, 计算中, 假设方向角的量化间距为 $\Delta\theta$, 则方向编码可以计算为

$$C_{ij} = \begin{cases} \lceil \theta_{ij} / \Delta\theta \rceil & |\partial f / \partial y| + |\partial f / \partial x| > T \\ m & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

根据经验, 本文的量化阈值选择 $T = 5$ 。量化方向选择为 16 个, 则统计第 u 个方向编码出现的概率, 可以计算为

$$f(u) = \sum \delta(u - c_{ij}) \quad (13)$$

其中, δ 是 delta 函数, 然后将它进行归一化, 采用 Bhattacharrya 距离来度量两图相似程度, 计算公式如下:

$$D_k = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{f_p^{(u)} f_q^{(u)}}} \quad (14)$$

根据式(4)(5)可以得到基于运动边缘特征的权值更新公式为

$$\omega_{\text{diffk}}^i = \omega_{\text{diffk-1}}^i \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{D_k^2}{2\sigma^2}\right) \quad (15)$$

1.3 权值融合

当前针对多特征融合方式主要有乘性融合和加性融合两种方式^[11]。乘性融合采用特征权值乘积的形式给出多个特征的联合分布情况, 它能有效提高跟踪精度, 但是容易放大噪声; 加性融合按照不同特征的可信度调节各特征权值系数, 然后通过加权求和获得总的特征权值。加性融合对噪声不敏感, 但是不能提高融合跟踪的可信度。考虑到 D-S 证据理论在处理多证据信息中所存在的优势, 本文采用 D-S 证据理论的方法融合两种特征权值。

例如, 对于 N 个采样粒子而言, 将颜色直方图特征权值和运动边缘特征权值进行归一化处理, 分别得到

$$\omega_{di} = \omega_{\text{colork}}^i / \sum_{i=1}^N \omega_{\text{colork}}^i \quad (16)$$

$$\omega_{Di} = \omega_{\text{diffk}}^i / \sum_{i=1}^N \omega_{\text{diffk}}^i \quad (17)$$

基于 D-S 证据理论的思想, 将上述两种归一化测度视为对粒子 χ_k^i 的基本概率赋值, 则该粒子的权值可以重新计算为

$$\omega_i = \frac{\omega_{di} \omega_{Di}}{\omega_{di} \omega_{Di} + (1 - \omega_{di}) \omega_{Di}} \quad (18)$$

再将上述权值进行归一化处理, 即得到用于重采样的粒子最终权值为

$$\omega_i = \omega_i / \sum_{i=1}^N \omega_i \quad (19)$$

2 改进的粒子滤波算法

2.1 积分修正因子

Arasaratnam 等人在文献[14]中首次提出积分卡尔曼滤波算法, 通过采用统计线性回归 (statistical linear regression, SLR) 的方法, 利用一簇近似高斯分布的高斯-厄米特积分点来估计状态的后验概率密度函数, 并详细证明了该算法优于 EKF、UKF 算法。具体算法原理描述可参考文献[14]。

从概率意义上讲, 不同权重赋值的积分点对积分的贡献也不同, 权重较大的积分点对积分运算具有较大的贡献, 权重较小的积分点对积分的运算贡献较小, 并且影响了算法的实时

性。基于此,本文考虑引入积分修正因子 θ_m ,对积分点进行线性优化重组,对于 m 个积分点,相应的积分修正因子 θ_m 可以表示为

$$\theta_m = \frac{\omega_1 \omega^{\lfloor \frac{m+1}{2} \rfloor}}{m} \quad (20)$$

积分修正的主要思想是:将积分点相应的权值 ω_i 与积分修正因子 θ_m 进行比较,如果积分点权重 $\omega_i \geq \theta_m$,保留积分点 ξ_i 进行相应的积分运算;如果积分点权重 $\omega_i < \theta_m$,则抛弃积分点 ξ_i ,并对其进行如下方式的线性优化重组:

$$\xi'_i = \xi_\alpha + L(\xi_\alpha - \xi_i) \quad (21)$$

其中: ξ'_i 为优化以后产生的新的积分点; ξ_α 为用于积分的有效积分点; ξ_i 为被抛弃的积分点; L 为 $(\xi_\alpha - \xi_i)$ 的合适步长。

设 m 为高斯-厄米特积分点个数, n_x 为状态空间维数, ω 为任一积分点的领域空间内积分点的概率分布情况,则步长可以计算为

$$L = \left[\frac{1}{m\omega} \right]^{1/n_x} \quad (22)$$

定理 1 设有 m 个来自概率密度为 $p(x)$ 的积分点,状态向量的维度为 n_x ,则任一积分点领域内各积分点之间的平均距离可以表示为

$$L = \left[\frac{1}{mp(x)} \right]^{1/n_x} \quad (23)$$

由此可以看出,理论上的步长计算是在计算中所采用的积分点的领域内进行计算的,实际上,每一次新计算的积分点均会超过这一领域。

2.2 修正积分卡尔曼粒子滤波跟踪算法

通过上面的理论分析,本文采用修正后的积分卡尔曼滤波产生重要性概率密度函数,大大提高了对系统状态后验概率密度函数的拟合程度。改进后的粒子滤波算法称为修正积分卡尔曼粒子滤波(P-QKPF)。新算法的具体实现步骤如下:

a) 滤波初始化

$$\begin{aligned} \hat{x}_0^{(i)} &= E[x_0^{(i)}] \\ P_0^{(i)} &= E[(x_0^{(i)} - \hat{x}_0^{(i)})(x_0^{(i)} - \hat{x}_0^{(i)})^T] \\ S_0^{(i)} &= S_0^{(i)} \end{aligned}$$

初始权值设为 $\omega_0^{(i)} = 1/N$

b) 对 $k-1$ 时刻的粒子集 $\{x_{k-1}^{(i)}, \omega_{k-1}^{(i)}, i=1, \dots, N\}$ 进行修正积分卡尔曼滤波,得到 k 时刻的每一个粒子及其协方差的估计 $\hat{x}_{k|k}^{(i)}, P_{k|k}^{(i)}$ 。

c) 采用如下的一簇高斯分布作为重要性概率密度函数进行采样。

$$q(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_{1:k}) = N(\hat{x}_{k|k}^{(i)}, P_{k|k}^{(i)})$$

d) 计算粒子权值

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k)}$$

归一化权值为 $\bar{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}}$

e) 重采样。为判断是否需要重采样,给定初始判断阈值 N_{th} ,当 $N_{eff} < N_{th}$,令 $\bar{\omega}_k^{(i)} = \frac{1}{N}$,需要进行重采样。

f) 滤波估计输出

$$\begin{aligned} \hat{p}(x_k | z_{1:k}) &= \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^{(i)}) \\ \hat{x}_k &= \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^N x_k^{(i)} \end{aligned}$$

$$P_k = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^N (\hat{x}_k - x_k^{(i)})(\hat{x}_k - x_k^{(i)})^T$$

3 实验结果及分析

实验是基于 MATLAB R2007a 仿真环境进行,计算机为主频 1.8 GHz,内存 1.5 GB 的笔记本电脑。

3.1 仿真实验

实验中,首先对新算法的滤波精度和计算复杂度进行了仿真实验。为有效体现改进的效果,分别对 PF、EPF、UPF、QKPF 以及本文改进算法(P-QKPF)五种滤波方法的滤波精度进行了综合比较。实验中系统采用式(24)所示的均值估计,并定义一次独立实验的均方误差如式(25)所示。

$$\hat{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j^i \quad (24)$$

$$MSE = \left(\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (\hat{x}_i - x_i)^2 \right)^{1/2} \quad (25)$$

为检验本文算法在强非线性系统中的改进效果,实验选择单变量非平稳生长模型^[15](univariate nonstationary growth, UNG)作为系统估计模型。从式(26)可以看出,UNG 模型是一个高度非线性、双模模型,该模型的动态空间(dynamic state space, DSS)方程可以描述为

$$\begin{cases} x_k = 0.5x_{k-1} + 25 \frac{x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos(1.2(k-1)) + v_{k-1} \\ y_k = \frac{1}{20}x_k^2 + 8\cos(k) + \omega_k, k=1, \dots, T \end{cases} \quad (26)$$

从式(26)中可以看出,该系统具有强非线性,当给定 y_k 的值时, x_k 有两种可能取值(双模),系统方程和观测值中均存在二次函数。这样的模型是一个较难解决的强非线性问题。系统的初始状态设为 $\hat{x}_0 = 0.1$, 观测时间 $T = 60$ s, 采样粒子数 $N = 100$ 。

仿真 1 首先进行一步时间迭代,对给定的系统模型进行 60 s 的预测跟踪,得到的系统跟踪曲线如图 1 所示。从图中可以看出,几种改进的粒子滤波算法在跟踪精度上明显优于标准的粒子滤波算法。其中 P-QKPF 算法表现出了较高的滤波精度,估计状态与真实轨迹基本重合。

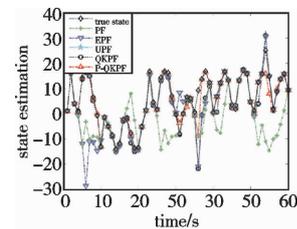


图1 系统状态估计

仿真 2 实验中采用 60 步时间迭代,每次运行 60 s,分别对几种改进粒子滤波算法的均方误差根、均方误差根均值和方差以及相应的平均时间消耗进行了比较。所得均方误差根曲线如图 2 所示,表 1 中给出了均方误差根均值和方差以及相应的平均时间消耗。

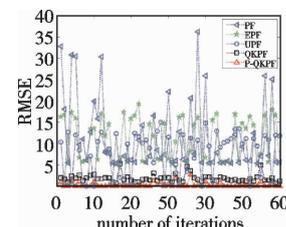


图2 均方根误差曲线

由图 2 和表 1 可明显看出,几种改进后的粒子滤波算法由于融入了最新的量测值,滤波精度明显优于标准粒子滤波算法;本文算法由于采用了积分点的在线自适应调整,在保证采样粒子的高效性和多样性的同时,并没有增加算法的时间损耗。

表 1 算法的统计性能比较

算法	性能指标		
	RMSE 均值	RMSE 方差	平均耗时/s
PF	0.377 36	0.087 31	3.271 6
EPF	0.313 13	0.080 89	6.799 2
UPF	0.096 47	0.007 60	17.218 9
QKPF	0.087 71	0.006 23	17.332 1
P-QKPF	0.041 28	0.004 61	16.817 4

3.2 视频跟踪实验

在新算法的框架内,进行不同环境下的视频跟踪实验。本文选择目标的颜色和运动边缘特征作为观测模型对运动目标进行跟踪。实验采用两段不同复杂情况的视频序列,分别对相似背景遮挡、姿态改变两种不同情况下的跟踪效果进行测试,并将测试结果与基于粒子滤波的单一颜色特征方法以及基于粒子滤波的颜色和运动边缘特征融合的方法进行比较(其中,顶层为基于 PF 的单一颜色方法;中间层为基于 PF 的多特征融合方法;底层为基于本文方法),进一步说明了本文方法的优越性。

第一段视频序列采用的是 CAVIAR 项目组^[16]提供的标准视频序列 One Stop Move No Enter 2 cor. mpeg 进行测试,实验结果如图 3 所示。图像大小为 384 × 288,帧速率为 25 fps。在第 99 帧的时候,由于出现了相似颜色目标的遮挡,跟踪误差变大,随后在 135 帧的时候,基于单一颜色特征的方法跟踪失败,但是基于多特征的方法仍然表现出了较好的鲁棒性。从图 4 中可以看出,本文的方法明显优于标准粒子滤波方法,整个过程中均保持了较高的跟踪精度。



图 3 相似特征遮挡跟踪结果

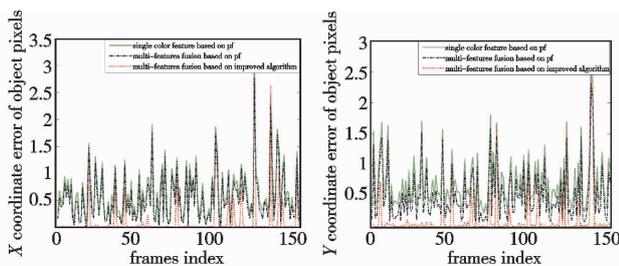


图 4 相似背景遮挡情况下基于 PF 的单一颜色特征及多特征融合的方法与本文改进算法的多特征融合在 X、Y 轴上的跟踪误差曲线

第二段视频是关于办公室人脸的跟踪,图像序列来自斯坦福大学的人脸测试序列,图像大小为 256 × 192,帧速率为 20 fps。由图 5 可以看出,在第 53 帧和第 62 帧的时候由于产生了较大的姿态改变,基于单一颜色特征的跟踪方法产生了较大的误差;由于多特征融合方法融合了目标的运动边缘特征,表现出了较强的跟踪鲁棒性。由图 6 可以看出,本文方法的跟踪精度明显高于标准粒子滤波算法。



图 5 姿态改变跟踪结果

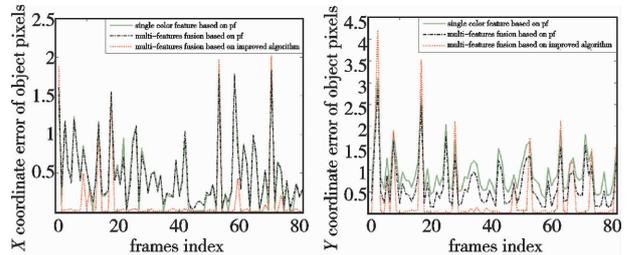


图 6 姿态改变情况下基于 PF 的单一颜色特征及多特征融合的方法与本文改进算法的多特征融合在 X、Y 轴上的跟踪误差曲线

4 结束语

本文给出了一种新型的粒子滤波算法,并通过 D-S 证据理论的方法将其应用到运动目标的多特征融合跟踪场景,主要有以下三个特点:a)在积分卡尔曼滤波中引入积分修正因子,对积分点进行优化重组,并采用修正后的积分卡尔曼滤波产生优选的建议分布函数,很好地克服了粒子退化现象,有效提高了滤波精度;b)将目标的颜色特征和运动边缘特征作为观测模型,计算滤波的粒子权重;c)采用 D-S 证据理论的方法对特征权值进行融合处理,通过融合后的权值对目标后验状态进行估计,有效克服了加性融合和乘性融合的缺陷。理论分析和实验仿真表明本文方法有效克服了光照突变、姿态变化以及相似模型部分遮挡情况下跟踪效果较差的问题,实现了复杂环境下目标的鲁棒跟踪,提供了一种复杂环境下目标跟踪的有效方法。

参考文献:

- [1] MORRIS B T, TRIVEDI M M. Contextual activity visualization from long-term video observations [J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2010, 25(3): 50-62.
- [2] LIU P R, MENG M Q H, LIU P X, et al. Optical flow and active contour for moving object segmentation and detection in monocular robot [C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 4075-4080.
- [3] KIM B G, PARK D J. Unsupervised video object segmentation and tracking based on new edge features [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, 25(15): 1731-1742.
- [4] BAKER S, MATTHEWS I. Lucas-Kanade 20 years on: a unifying framework [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 56(3): 221-255.
- [5] MANDELLOS N A, KERAMITSOGLU I, KIRANOUDIS C T. A background subtraction algorithm for detecting and tracking vehicles [J]. *Expert Systems with Application*, 2011, 38(3): 1619-1631.
- [6] DU W, PIATER J. A probabilistic approach to integrating multiple cues in visual tracking [C]//Proc of the 10th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 225-238.
- [7] DOUCET A, GODSILL S J, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.

(上接第 1740 页)

- [8] JULIER S J, UHIMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, 92(3):401-422.
- [9] WU Chun-ling, HAN Chong-zhao. Quadrature Kalman particle filter [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(2):175-179.
- [10] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, *et al.* A tutorial on particle filters for on line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2):174-188.
- [11] 顾鑫, 王海涛, 汪凌峰, 等. 基于不确定性度量的多特征融合跟踪 [J]. *自动化学报*, 2011, 37(5):550-559.
- [12] WANG Xin, TANG Zhen-min. Modified particle filter-based infrared pedestrian tracking [J]. *Infrared Physics and Technology*, 2010, 53(4):280-287.
- [13] BRASNETT P, MIHAYLOVA L, BULL D, *et al.* Sequential Monte Carlo tracking by fusing multiple cues in video sequences [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(1):1217-1227.
- [14] ARASARATNAM I, HAYKIN S, ELLIOTT R J. Discrete-time nonlinear filtering algorithms using Gauss-Hermite quadrature [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95(5):953-977.
- [15] Van der MERWE R, DOUCET A, De FREITAS N, *et al.* The unscented particle filter [C]// *Advance in Neural Information Processing Systems*. Cambridge: MIT, 2000.
- [16] CAVIAR test case scenarios [EB/OL]. 2004-01-20. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/DATAI/>.