

文章编号: 1001-0920(2006)08-0868-05

基于加权颜色直方图和粒子滤波的彩色物体跟踪

庄 严¹, 战洪斌², 王 伟¹, 王 珂¹

(1. 大连理工大学 信息与控制研究中心, 辽宁 大连 116024; 2 沈阳交通技术学校, 沈阳 110026)

摘 要: 结合粒子滤波技术, 提出一种基于加权颜色直方图的彩色物体跟踪算法。将目标颜色直方图作为目标的颜色模型, 同时考虑其大小及像素点的位置对颜色分布的影响, 将颜色直方图进行加权处理, 使模型对区域特征描述更加合理。利用巴特查理亚距离描述粒子与目标颜色模型的相似性, 作为粒子更新权值的有力依据。目标颜色模型的合理建立使得算法的粒子需求量少, 计算复杂度降低, 利于实现实时跟踪。试验结果验证了该算法的有效性和实用性。

关键词: 粒子滤波; 加权颜色直方图; 彩色物体跟踪; 巴特查理亚距离

中图分类号: TP24 文献标识码: A

Weighted Color Histogram Based Particle Filter for Visual Target Tracking

ZHUANG Yan¹, ZHAN Hong-bin², WANG Wei¹, WANG Ke¹

(1. Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. Shenyang Communication Technology School, Shenyang 110026, China. Correspondent: ZHUANG Yan, E-mail: zhuang@dlut.edu.cn)

Abstract: A method of tracking colored object in noisy environment is discussed. In order to implement an effective and robust tracking task, a novel approach of weighted color histogram based particle filter algorithm is presented, which not only integrates color histogram into particle filtering, but also takes into account the target's shape as a necessary factor in target model. Furthermore, Bhattacharyya distance is employed to estimate the similarity between the target model and each hypotheses of the particle filter, which makes the measurement matching and samples' weight updating more reasonable. The implementation of this method exhibits robust results for different situation such as partial occlusion, rotation and shape distortion. Experiment results show the validity and practicability of the method.

Key words: Particle filter; Weighted color histogram; Colored object tracking; Bhattacharyya distance

1 引 言

动态场景中的物体跟踪问题是目前机器视觉研究领域的热点问题。它的主要任务是从图像序列中检测、识别并跟踪动态目标, 甚至能够理解并描述目标物体行为, 可广泛应用于视觉监控、人机交互以及机器人足球赛^[1-3]等领域。针对跟踪对象和应用场景的不同, 研究人员提出了不同的跟踪方法。卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波是在概率框架下对目标状态进行递归预测的两种常用方法, 但其运动模型和观

测模型受高斯分布的约束, 无法有效处理多峰值分布模式的情况。

粒子滤波(PF)为解决非高斯、非线性系统的目标跟踪问题提供了有效手段。它基于蒙特卡洛方法实现递归贝叶斯估计。由于利用了随机粒子组离散的表示目标状态的后验概率密度函数(PDF), 该方法不受动态系统各个随机量分布形式的限制, 能够有效地应用于非线性、非高斯的运动系统中。例如, Isard 等^[3]利用 PF 算法跟踪连续图像序列中的轮

收稿日期: 2005-06-07; 修回日期: 2005-10-12

基金项目: 辽宁省高等学校学科拔尖人才资金项目(2003-54); 大连理工大学青年教师培养基金项目

作者简介: 庄严(1975—), 男, 沈阳人, 博士, 从事移动机器人定位、地图创建、导航及图像处理研究; 王伟(1955—), 男, 辽宁鞍山人, 教授, 博士生导师, 从事预测控制、智能控制及机器人控制技术的研究

廓; Nummiaro 等^[4]将其应用于监控系统中跟踪非刚性物体 本文引入一种特殊的粒子滤波方法——浓缩算法 (Condensation)^[3]. 该算法起源于计算机视觉领域, 通常用来处理图像序列中的目标跟踪问题

在彩色物体跟踪的研究中, 本文力图将目标的颜色信息引入 PF 中, 所以建立目标的颜色分布模型尤为关键, 它是实现 PF 权值更新以及目标状态估计的依据 目前有很多建立目标颜色模型的方法, 文献[4]利用自适应的阈值方法将目标从背景图像中分离出来; 文献[5]将目标像素的亮度分量建模成正态分布; 文献[6]利用高斯混合模型表示环境图像中的像素 但在实际应用中, 当背景环境或目标本身颜色分布较为复杂时, 这些方法都不能提供一个鲁棒性强且计算高效的解决方案

相比较而言, 颜色直方图是一种较为实用的区域颜色建模方法 该方法对于目标被部分遮挡、旋转以及形变等情况都有较强的适应性, 且易于实现^[4]. 本文将其与 PF 相结合, 提出一种基于加权颜色直方图的彩色物体跟踪算法 利用 PF 算法跟踪目标的颜色分布模型, 同时引入巴特查里亚距离, 比较粒子区域的颜色直方图与目标颜色直方图的相似性, 作为 PF 粒子权值更新的依据 考虑到目标区域的大小及其中像素点所在位置的不同对颜色分布的影响, 对颜色直方图进行加权处理, 使得粒子的观测匹配以及权值更新更加合理有效 同时, 利用对粒子所在区域的局部计算代替对环境图像进行全局分割, 大大降低了计算量, 提高了方法的实时性 此外, 本文还讨论了利用动态颜色模型代替恒定模型处理目标的颜色分布发生显著变化的情况, 以及在监控系统中应用初始化策略发现并跟踪目标

2 颜色分布模型

本文采用加权颜色直方图作为目标的颜色分布模型 假设整个颜色空间被离散化成 m 个子区域, 统计环境图像中每个像素的颜色向量落在相应子区域中的频数, 得到由 m 个条柱组成的颜色直方图 同时考虑到目标大小以及像素点在目标区域中所处的位置对颜色直方图的构建产生的影响, 算法又对每个像素进行了加权处理, 从而使目标的颜色模型将更加准确 由于图像采集设备输出为 RGB 模式的图像, 而 RGB 色彩空间中亮度信息不独立, 为了增加跟踪方法对光照变化的适应性, 将 RGB 色彩空间转换到 HSI 色彩空间, 且不考虑亮度分量 I 的影响 这样, 颜色直方图可由 $m = 8 \times 8 \times 1$ 个条柱组成

对于一个长半轴为 w , 短半轴为 h 的特定区域, 在建立其颜色分布模型时, 不同位置的像素对于颜

色直方图的贡献不同, 那些距离目标区域中心较远的像素被赋予较小权值, 尤其位于区域边界的像素, 由于其权值很小, 对颜色直方图的建立几乎不起作用 这里, 权值函数为

$$k(r) = \begin{cases} 1 - r^2, & r < 1; \\ 0, & r = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 r 为某点到区域中心的距离 用 $p_y = \{p_y^{(u)}\}_{u=1,2,\dots,m}$ 表示中心点在 y 处的区域颜色分布, 那么

$$p_y^{(u)} = f \prod_{i=1}^N k\left(\frac{y - x_i}{a}\right) \delta[h(x_i) - u] \quad (2)$$

其中: N 表示目标区域内的像素数; x_i 为目标区域中的某个点; $h(x_i)$ 将 x_i 点的颜色分配给颜色直方图中的相应条柱; δ 为狄拉克函数; 参数 $a = \sqrt{w^2 + h^2}$ 描述目标区域的大小; 标准化因子

$$f = \frac{1}{\sum_{i=1}^N k\left(\frac{y - x_i}{a}\right)} \quad (3)$$

使得 $\sum_{u=1}^m p_y^{(u)} = 1$.

3 基于加权颜色直方图的粒子滤波跟踪实现

3.1 跟踪算法

PF 的核心思想是利用一组带有权值的粒子 $\{S_k^{(i)}, \omega^{(i)}\}_{i=1}^N$ 近似表示 k 时刻目标状态的后验 PDF, 每个粒子 $S_k^{(i)} = [x^{(i)} y^{(i)} x^{\circ(i)} y^{\circ(i)} w^{(i)} h^{(i)} w^{\circ(i)} h^{\circ(i)}]^T$ 代表目标的一个假设状态, 用一个与目标区域一致的特定形状(圆、椭圆、矩形等)表示 $\omega^{(i)}$ 对应粒子的离散采样概率, 且 $\sum_{i=1}^N \omega^{(i)} = 1$. 当粒子数足够大时, 这种对目标状态的后验离散加权估计可以接近贝叶斯最优解, 所以能够解决动态系统的状态估计问题 本文利用目标的加权颜色直方图作为前景观测信息更新粒子的权值, 粒子区域的颜色分布与目标颜色分布越相似, 权值越大, 反之越小 为此, 本文引入巴特查里亚距离作为目标颜色直方图与粒子区域的颜色直方图相似性的量度^[4]. 一般两个连续分布 $p(u)$ 和 $q(u)$ 的巴特查里亚系数为

$$\rho[p, q] = \sqrt{\int p(u)q(u) du} \quad (4)$$

将式(4)中的连续积分函数离散化, 并将两个颜色直方图 $p = \{p^{(u)}\}_{u=1,\dots,m}$ 和 $q = \{q^{(u)}\}_{u=1,\dots,m}$ 代入, 得

$$\rho[p, q] = \sqrt{\prod_{u=1}^m p^{(u)} q^{(u)}} \quad (5)$$

其中 $\rho \in [0, 1]$ 于是, 巴特查里亚距离表示为

$$d = \sqrt{1 - \rho[p, q]} \quad (6)$$

d 越小, 说明粒子所在区域的颜色直方图与目标颜色直方图越相似, 所以该粒子应被赋予较大权值. 这样, 得到粒子 $S^{(i)}$ 的权值更新公式为

$$\omega^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{1 - \rho[p_{s_k^{(i)}}, q]}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

其中 $p_{s^{(i)}}$ 和 q 分别代表粒子区域的颜色直方图以及目标颜色直方图. 在 PF 的重采样过程中, 权值较小的粒子被忽略, 而权值较大的粒子依照其权值大小复制生成若干子代. 这样通过层层迭代, 这些粒子就能越来越接近目标的真实状态.

假设由式 (2) 得到目标的颜色直方图表达式 $q^{(u)}$, 并给定 $k-1$ 时刻目标物体的后验估计 X_{k-1} , 由粒子组 $\{S_{k-1}^{(i)}, \omega_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ 表示, 那么基于加权颜色直方图的粒子滤波方法的一步迭代过程分为以下 4 个步骤:

Step 1: 重采样. 由粒子组 $\{S_{k-1}^{(i)}, \omega_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ 以概率 $\Pr(S_{k-1}^{(i)} = S_{k-1}^{(j)}) = \omega_{k-1}^{(j)}$ 生成一组新的粒子 $\{S_{k-1}^{(i)}, 1/N_s\}_{i=1}^{N_s}$:

1) 计算标准累加概率 c_{k-1}

$$c_{k-1}^{(0)} = 0, \dots, c_{k-1}^{(i)} = c_{k-1}^{(i-1)} + \omega_{k-1}^{(i)},$$

$$c_{k-1}^{(i)} = c_{k-1}^{(i-1)} \frac{N_s}{c_{k-1}^{(i)}};$$

2) 生成一组服从均匀分布的随机数 $u \sim U(0, 1)$;

3) 找到最小的 j , 使得 $c_{k-1}^{(j)} \geq u$;

4) 令 $S_{k-1}^{(i)} = S_{k-1}^{(j)}$.

Step 2: 状态预测. 粒子组 $\{S_{k-1}^{(i)}, 1/N_s\}_{i=1}^{N_s}$ 利用二维离散时间近似常速度运动模型^[7] $\hat{S}_k^{(i)} = \Phi_k S_{k-1}^{(i)} + W_k$ 作一步预测, 得到新的粒子组 $\{S_k^{(i)}, 1/N_s\}_{i=1}^{N_s}$.

Step 3: 权值更新

1) 利用式 (2) 计算每个粒子 $S_k^{(i)}$ 所在区域的颜色直方图表达式 $P_{s_k^{(i)}}^{(u)}$;

2) 计算巴特查理亚系数

$$\rho[p_{s_k^{(i)}}, q] = \frac{1}{N_s} \sum_{u=1}^U \sqrt{p_{s_k^{(i)}}^{(u)} q^{(u)}};$$

3) 计算更新权值

$$\hat{\omega}^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(\frac{1 - \rho[p_{s_k^{(i)}}, q^{(u)}]}{2\sigma^2}\right),$$

且归一化为 $\omega^{(i)} = \hat{\omega}^{(i)} / \sum_{i=1}^{N_s} \hat{\omega}^{(i)}$, 得到 $\{S_k^{(i)}, \omega^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$;

Step 4: 输出, 目标状态的均值估计为

$$E(S_k) = \sum_{i=1}^{N_s} \omega^{(i)} S_k^{(i)}.$$

3.2 动态目标颜色分布模型

光照、视角以及摄像机内部参数等诸多因素都会影响目标的颜色分布, 而跟踪过程中目标颜色分布模型的变化也必然影响 PF 中粒子权值的准确更新以及最终的跟踪效果. 反复试验证明, 在室内环境下, 目标的景深变化以及人脸的旋转等都会使目标的颜色分布模型发生明显改变 (见图 1). 所以恒定不变的目标颜色模型不能满足准确跟踪的需要.

为此, 作者尝试过很多自适应的模型更新方法, 但很多情况下由于背景中相似颜色的干扰以及目标被部分遮挡等因素, 导致目标模型被错误更新, 使 PF 中粒子出现误匹配, 大大影响了跟踪效果. 本文依据经验以及实际情况, 采用动态目标颜色模型. 如图 1 所示, 跟踪目标球时, 目标运动到图像中间 1/3 部分时, 其颜色模型由于景深变化而明显改变; 在人脸跟踪过程中, 当目标将要进门时, 其脸部必然发生旋转, 颜色模型也随之改变. 在实际应用中, 首先对环境图像进行反复学习, 找到目标颜色模型可能改变的区域, 记录边界特征值 (行列值等), 并根据区域的不同建立多个目标颜色分布模型. 在跟踪过程中, 随着目标进入不同的区域来切换不同颜色模型, 确保跟踪的准确进行.

3.3 初始化策略

初始化策略的基本思想是将初始粒子分布在目标可能出现的区域附近, 当粒子满足某种目标出现条件时, 跟踪系统由初始化模式切换到跟踪模式; 反之, 由跟踪模式返回到初始化模式. 初始化策略可应用于很多特殊的跟踪任务, 例如应用初始化策略可以重新发现被长时间遮挡的目标物体, 或在监控系统

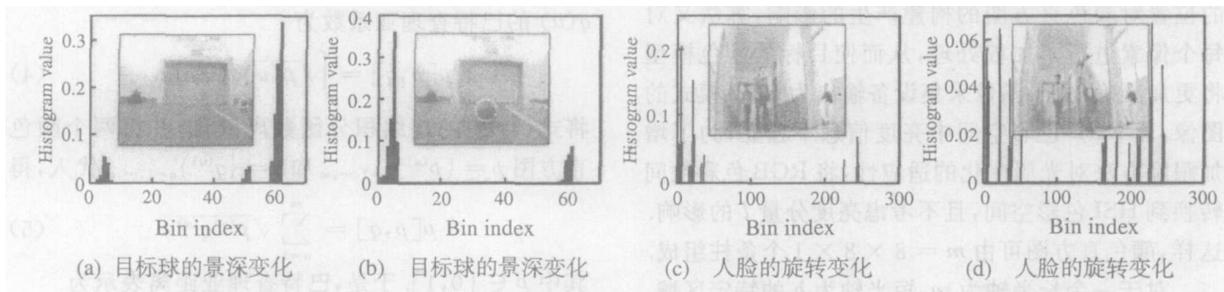


图 1 目标颜色分布模型的动态变化

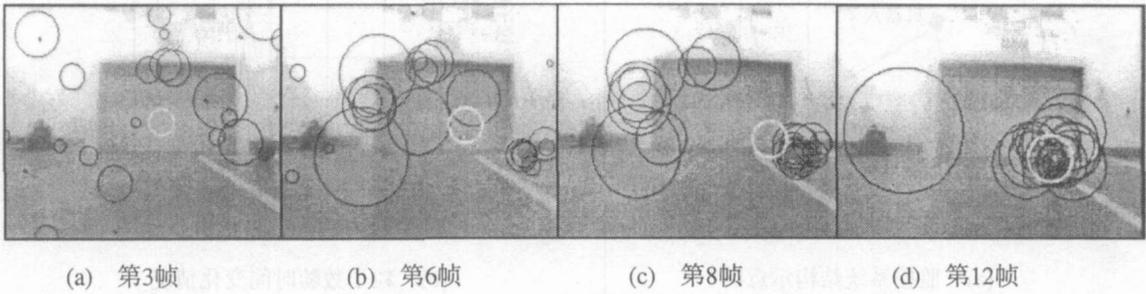


图 2 跟踪效果

统中检测并跟踪进入摄像机视野的目标

考虑到目标出现时, 位于目标位置附近的初始化粒子与目标颜色分布的巴特查理亚距离会明显小于初始粒子组的平均值, 因此为了定义粒子满足的目标出现条件, 首先计算初始化粒子组的巴特查理亚距离的均值 μ_b 和标准差 σ_b

$$\mu_b = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \sqrt{1 - \rho[p_{x_i}, q]}, \quad (8)$$

$$\sigma_b = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N (\sqrt{1 - \rho[p_{x_i}, q]} - \mu)^2, \quad (9)$$

于是, 目标出现条件定义为

$$d = \sqrt{1 - \rho[p_{x_i}, q]} < \mu_b + 2\sigma_b \quad (10)$$

由上式可知, 某个粒子满足目标出现条件时, 意味着该粒子所在区域的颜色分布与目标物体的颜色分布存在 95% 的相似度, 此时认为该粒子发现目标. 当满足出现条件的粒子数大于某一阈值 $T = b \times N_s$ 时, 认为目标出现, 系统由初始化模式切换到跟踪模式; 反之, 在跟踪模式中, 如果满足出现条件的粒子数小于该阈值时, 切换到初始化模式, 等待目标重新出现

4 实验结果

实验视觉系统由 SmartRob2 自主移动机器人上机载三星 CCD 彩色摄像机以及集成了 BT848 芯片的彩色视频捕捉卡组成. 图像的采集频率为 0.2 s/帧, 分辨率为 192 × 144 像素

4.1 彩色球跟踪试验

实验为对连续图像中的目标球进行跟踪, 目标初始位置未知, 目标由右至左运动. 目标初始状态设定为 $x_0 \sim U(1, 144), y_0 \sim U(1, 192), \dot{x}_0 \sim N(2, 2), \dot{y}_0 \sim N(-22, 7), w_0 = h_0 \sim N(6, 6), w_o = h_o \sim N(1, 3)$; 粒子数 $N_s = 100$. 图 2 为跟踪效果, 其中黑色圆表示粒子, 白色圆为对目标状态的估计. 图 3, 图 5 和图 6 分别为跟踪曲线以及目标位置的后验概率密度在 x 方向和 y 方向的传播情况. 经反复实验得出如下结论:

1) 基于加权颜色直方图的 PF 跟踪算法可以有

效处理目标初始位置未知情况下的跟踪问题.

2) 由于噪声影响, 状态的后验概率密度传播都是由多峰到单峰的分布 (见图 5 和图 6). 这表明所提出方法能够通过不断跟踪目标颜色模型, 克服干扰, 使粒子收敛到目标的真实状态附近.

3) 粒子分布的方差可用来判断是否开始准确跟踪. 对于不同的跟踪任务, 其对应的方差阈值不

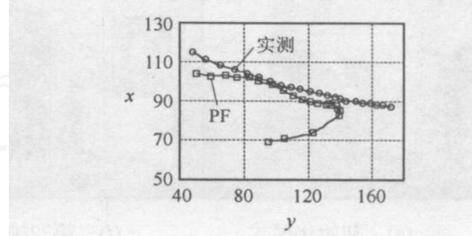


图 3 跟踪曲线

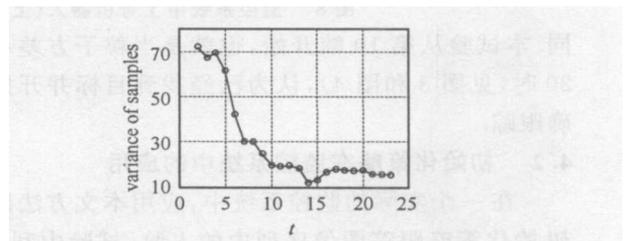


图 4 粒子方差随时间变化情况

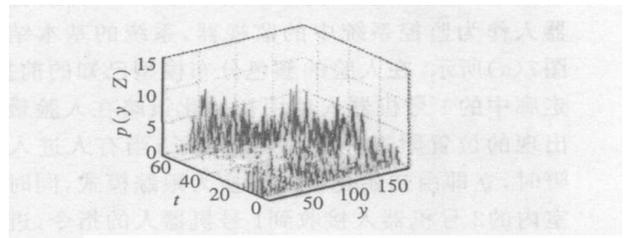


图 5 后验概率密度在 x 方向的传播

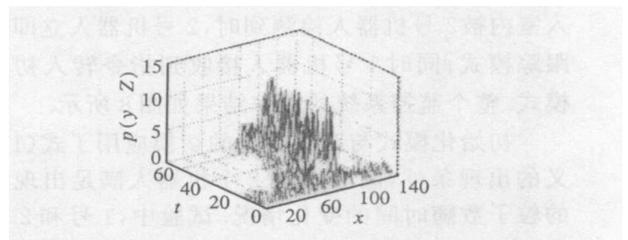


图 6 后验概率密度在 y 方向的传播

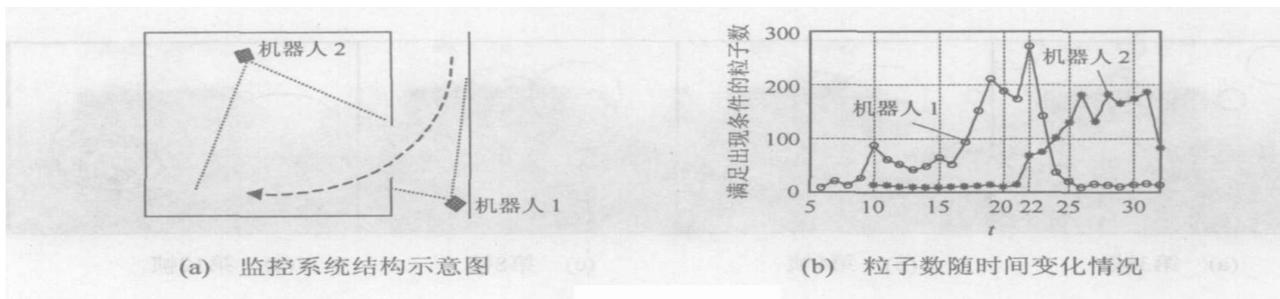


图7 试验结果

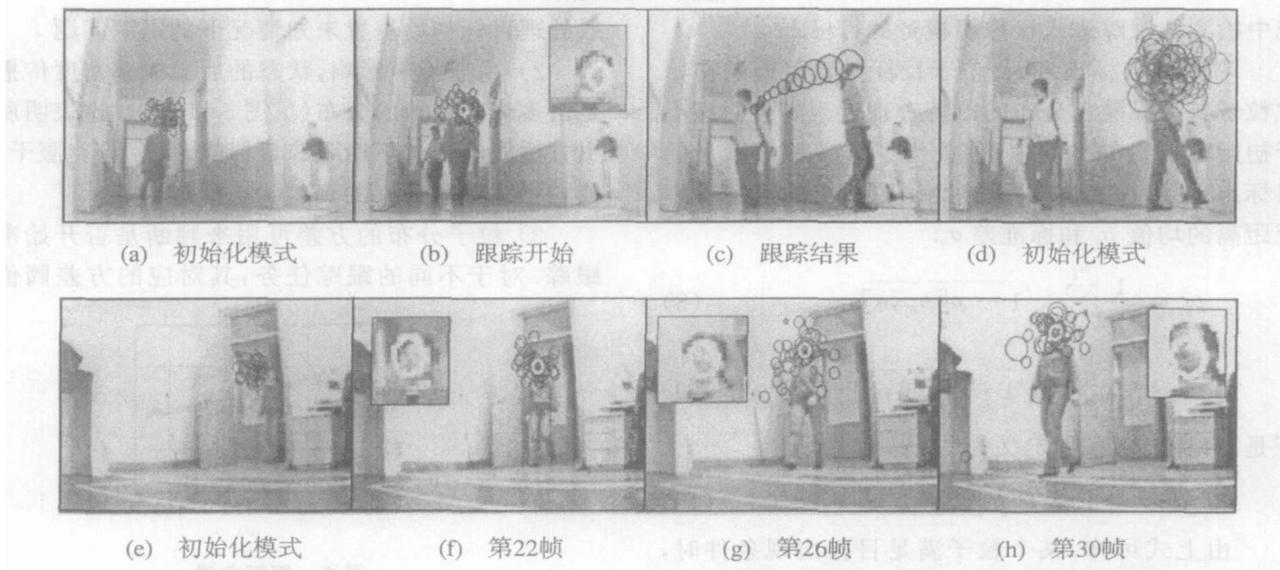


图8 监控系统中1号机器人(上行)和2号机器人(下行)的初始化以及跟踪效果

同本试验从第10帧开始,也就是当粒子方差小于20时(见图3和图4),认为已经找到目标并开始准确跟踪

4.2 初始化策略在监控系统中的应用

在一个实际的监控系统中,应用本文方法以及初始化策略跟踪图像序列中的人脸。试验中利用2个可以进行实时无线通讯的SmartRob2全自主机器人作为监控系统中的监视器,系统的基本结构如图7(a)所示。在人脸的颜色分布模型已知的前提下,走廊中的1号机器人利用初始化策略在人脸最可能出现的位置附近分布300个粒子;当有人进入其视野时,立即由初始化模式转换为跟踪模式,同时位于室内的2号机器人接收到1号机器人的指令,进入初始化模式,将200个粒子分布在门口附近;当目标进入室内被2号机器人检测到时,2号机器人立即进入跟踪模式;同时1号机器人接收到指令转入初始化模式。整个监控系统的跟踪结果如图8所示。

初始化模式与跟踪模式的切换应用了式(10)定义的出现条件,图7(b)为2个机器人满足出现条件的粒子数随时间的变化情况。试验中,1号和2号机器人满足出现条件的粒子阈值 T 分别设为40和25。因此,由图7(b)可以看出,对于2个机器人而言,第

10帧和第22帧是它们进行模式切换的关键帧

5 结论

本文重点研究了如何应用基于加权颜色直方图的PF算法实现噪声环境下的彩色物体跟踪问题。利用加权颜色直方图作为目标颜色分布模型,将目标的大小以及各个像素点对颜色直方图的贡献以加权方式描述。将巴特查里亚距离引入PF算法,用于比较粒子模型与目标模型的相似性,使得粒子的权值更新更加合理、有效。在此基础上,本文还讨论了如何应用动态目标颜色模型以及初始化策略处理复杂的跟踪问题。试验结果表明,本文方法不仅能有效处理目标初始位置未知时的跟踪问题,而且可以成功地应用于监控系统中跟踪动态目标,具有一定实用价值。如何利用本文方法实现多物体跟踪以及将其应用到移动机器人的动态跟踪中是下一步研究工作的重点。

参考文献(References)

[1] Treptow A, Zell A. Real-time Object Tracking for Soccer-robots without Color Information[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, 48(1): 41-48

(下转第878页)

参考文献(References)

- [1] Chen Y Y, Leitmann G, Xiong Z K. Robust Control Design for Interconnected Systems with Time-varying Uncertainties [J]. *Int J Control*, 1991, 54 (4): 1457-1477.
- [2] Liu X P, Huang G S. Global Decentralized Robust Stabilization for Interconnected Uncertain Nonlinear Systems with Multiple Inputs [J]. *Automatica*, 2001, 37 (5): 1435-1442.
- [3] Xie S L, Lie L H. Decentralized Global Robust Stabilization of a Class of Interconnected Minimum-phase Nonlinear Systems [J]. *Systems & Letters*, 2000, 41 (2): 251-263.
- [4] Jiang Z P. Decentralized Disturbance Attenuating Output-feedback Trackers for Large-scale Nonlinear Systems [J]. *Automatica*, 2002, 38(5): 1407-1415.
- [5] Arslan G, Basar T. Decentralized Risk-sensitive Controller Design for Strict-feedback Systems [J]. *Systems & Letters*, 2003, 50(2): 383-393.
- [6] Tong S, Li H, Chen G. Adaptive Fuzzy Decentralized Control for a Class of Large-scale Nonlinear Systems [J]. *IEEE Trans SM C-Part B*, 2004, 34(1): 770-775.
- [7] Wu H S. Decentralized Adaptive Robust Control for a Class of Large-scale Systems Including Delayed State Perturbations in the Interconnections [J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 2002, 47(10): 1745-1751.
- [8] 谢立, 何星. 随机非线性时滞大系统的输出反馈分散镇定 [J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(6): 825-830 (Xie Li, He X. Decentralized Output Feedback Stabilization for Large-scale Stochastic Nonlinear System with Time Delays [J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(6): 825-830.)
- [9] Polycarpou M M. Stable Adaptive Neural Control Scheme for Nonlinear Systems [J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 1996, 41(3): 447-451.
- [10] Hale J K, Lunel S M. *Introduction to Functional Differential Equations* [M]. New York: Springer-Verlag, 1993.
- [11] Wang D, Huang J. Neural Network-based Adaptive Dynamic Surface Control for a Class of Uncertain Nonlinear Systems in Strict-feedback Form [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 2005, 16(1): 195-202.

(上接第 867 页)

- [3] Mousseau V, Slowinski R. Inferring an ELECTRE TRI Model from Assignment Examples [J]. *J of Global Optimization*, 1998, 12(2): 157-174.
- [4] An Ngo The, Mousseau V. Using Assignment Examples to Infer Category Limits for the ELECTRE TRI Method [J]. *J of Multi-criteria Decision Analysis*, 2002, 11(1): 29-43.
- [5] Beuthe M, Scannella G. Comparative Analysis of UTA Multicriteria Methods [J]. *European J of Operations Research*, 2001, 130(2): 246-262.
- [6] Zopounidis C, Doumpos M. Multi-group Discrimination Using Multi-criteria Analysis: Illustrations from the Field of Finance [J]. *European J of Operational Research*, 2002, 139(2): 371-389.
- [7] Yang J B. Rule and Utility Based Evidential Reasoning Approach for Multiattribute Decision Analysis under Uncertainties [J]. *European J of Operational Research*, 2001, 131(1): 31-61.
- [8] 玄光男, 程润伟. *遗传算法与工程设计* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004 (Gen M S, Cheng R W. *Genetic Algorithms and Engineering Optimization* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.)

(上接第 872 页)

- [2] Bobick A, Wilson A. A State-based Technique for the Summarization and Recognition of Gesture [A]. *Proc of Int Conf on Computer Vision* [C]. Cambridge, Britain, 1995: 382-388.
- [3] Isard M, Blake A. Condensation-conditional Density Propagation for Visual Tracking [J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28.
- [4] Nummiaro K, Koller M E, Van G L. Object Tracking with an Adaptive Color-based Particle Filter [A]. *Proc of the Symposium for Pattern Recognition of the DAGM, LNCS 2449* [C]. Switzerland: September, 2002: 353-360.
- [5] Olson T, Brill F. Moving Object Detection and Event Recognition Algorithms for Smart Cameras [A]. *Proc of DARPA Image Understanding Workshop* [C]. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1997: 159-175.
- [6] Friedman N, Russell S. Image Segmentation in Video Sequences: A Probabilistic Approach [A]. *Proc of the 13th Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence* [C]. San Francisco, 1997: 175-181.
- [7] Coraluppi S, Grimmer D. Intra-ping Timing Issues in Multistatic Sonar Tracking [A]. *Proc of the 7th Int Conf on Information Fusion* [C]. Stockholm, 2001: 510-517.