

对极几何约束下的粒子滤波目标协同跟踪算法

陈 滨, 赵建军, 姚 刚, 杨利斌

(海军航空工程学院 兵器科学与技术系, 山东 烟台 264001)

摘 要: 为了提高双视角条件下的粒子滤波目标跟踪算法的性能, 提出了对极约束下的粒子滤波目标协同跟踪算法. 利用对极几何约束, 一方面对协同跟踪过程中的目标检测区域进行限制, 减少检索空间; 另一方面对粒子滤波目标跟踪算法的状态转移模型进行改进, 减少目标在监控重叠区域时, 每个摄像头跟踪所需的粒子总数. 最后, 从帧率、中心误差及覆盖率上, 对算法的性能进行分析比较. 实验结果表明, 算法在时间性能上能满足实时性要求, 准确度上较之经典粒子滤波目标跟踪算法, 有了明显的提高.

关键词: 对极几何约束; 双视角; 粒子滤波; 目标协同跟踪

中图分类号: TP391. 41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)11-0053-05

Cooperative Object Tracking Algorithm Based on Epipolar Geometry Constrained Particle Filter

CHEN Bin, ZHAO Jian-jun, YAO Gang, YANG Li-bin

(Department of Weapon Science and Technology, NAEI, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to improve the performance of particle filter object tracking algorithm based on two-view geometry, cooperative object tracking algorithm based on epipolar geometry constrained particle filter (EGCPF) is proposed. Using the epipolar geometry constraint, on one hand, the object detecting region is restricted during the tracking process to reduce the search space; on the other hand, the state transfer model of particle filtering algorithm is modified to decrease the total number of particles required for each camera with object in the overlap region. Finally, the frame rate, center error and coverage is introduced to measure the performance of the proposed algorithm. The experimental results showed that EGCPF algorithm met requirement in real-time performance, and the accuracy was improved obviously compared with the classical particle filter based object tracking algorithm.

Key words: epipolar geometry constraint; two-view; particle filter; cooperative object tracking

1 引言

在基于单摄像头的目标跟踪算法中, 粒子滤波跟踪算法因其在非线性、非高斯、多模态跟踪问题上的优越性, 成为了视觉跟踪领域的主要架构^[1]. 粒子滤波跟踪, 通常需要充足的粒子才能达到对概率分布的有效近似, 这也导致了算法时间复杂度较大. 因此, 如何提高实时性是粒子滤波跟踪算法的重要研究内容.

近年来, 摄像设备迅速地发展与普及, 同时, 单摄像头已无法满足复杂场景下的目标跟踪任务, 多

摄像目标跟踪逐渐成为了目标跟踪领域的研究热点. 通过多个不同视角的摄像头, 可以有效扩大跟踪范围、处理遮挡, 但也带来了摄像头分配、目标一致性、图像融合等众多难点问题. 其中, 双视角下的目标检测、跟踪在立体匹配^[2]、空间测距^[3]、机器人^[4]等应用中得到了较广泛的重视.

在双摄像头具有不同视角的条件下, 本文提出基于对极几何约束的粒子滤波 (epipolar geometry constrained particle filter, EGCPF) 协同跟踪算法, 通过改进状态转移模型, 减少单摄像头目标跟踪时所需的粒子数, 增加算法的实时性, 同时提高算法的

准确性;还利用对极几何约束特性,完成目标的双摄像头协同跟踪.

2 粒子滤波目标跟踪框架

粒子滤波能够处理任何非高斯、非线性问题,是一种近似最优的贝叶斯滤波^[5],通过不停的状态估计、观测与更新,完成目标跟踪任务.在贝叶斯目标跟踪方法中,运动模型通常表征为一个动态系统,通过状态转移方程和测量方程来建模:

$$\mathbf{x}_t = g_t(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_t = h_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{v}_t) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{x}_t$ 和 $\mathbf{x}_{t-1}$ 分别表示 t 时刻和 $t-1$ 时刻的状态变量; $\mathbf{u}_{t-1}$ 表示系统噪声; $\mathbf{v}_t$ 表示观测噪声; $\mathbf{z}_t$ 为 t 时刻的观测值; $g_t(\cdot, \cdot)$ 为演化函数; $h_t(\cdot, \cdot)$ 为观测函数. 该动态系统一般基于隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM) 进行建模: 通过给定的前 t 个时刻的观测序列 $\mathbf{z}_{1:t}$, 确定前 t 个时刻的状态序列 $\mathbf{x}_{1:t}$.

在贝叶斯滤波的框架下, 给定了 $\mathbf{z}_{1:t}$, 通过预测与更新可以获得 t 时刻的后验概率分布 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$, 具体过程如下.

(1) 状态预测: 利用转移方程对状态先验分布 $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})$ 进行预测, 如式(3) 所示.

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (3)$$

(2) 滤波更新: 根据 $\mathbf{z}_t$, 对状态先验分布 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})$ 进行更新, 得到 t 时刻的状态后验分布 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$, 如式(4) 所示.

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{1}{\Gamma} \cdot p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{z}_{1:t-1}) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) \quad (4)$$

式中, Γ 为归一化因子.

贝叶斯滤波能够依据式(5) 对目标的状态有序、递归地估计.

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{1}{\Gamma} \cdot p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \frac{1}{\Gamma} \cdot p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (5)$$

由于贝叶斯滤波涉及积分运算, 只对特定的线性、高斯动态系统具有解析解. 为此, Doucet 等人提出了粒子滤波理论^[6-7], 将蒙特卡罗采样应用于最优近似估计, 通过粒子采样来近似状态概率分布. 当粒子数目充足时, 能够得到状态概率分布的最优近似.

3 对极几何约束

对极几何^[8]关系的含义是: 在一个物体的两幅图像中, 匹配点的相对位置受到两个图像平面空间几何关系的约束, 这种约束关系在计算机视觉中被称为对极几何关系, 可以用基础矩阵 $\mathbf{F}$ 来准确地表达.

如图 1 所示, 将场景中的某点表示为 $\mathbf{X}$, 两个不同视角的摄像头分别由它们的光心 $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2$ 表示. $\mathbf{X}$ 在 $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2$ 的图像平面 P_{C_1} 、 P_{C_2} 上的投影分别为 $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$. 显然, $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2$ 、 $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$ 和 $\mathbf{X}$ 五点共面, 记作平面 π . 基线 l_{BL} 是 $\mathbf{C}_1$ 与 $\mathbf{C}_2$ 的连线, 与 P_{C_1} 、 P_{C_2} 分别相交于极点 $\mathbf{e}_1$ 、 $\mathbf{e}_2$. 因此, $\mathbf{e}_1$ 、 $\mathbf{e}_2$ 也在平面 π 上. l_{x_1} 、 l_{x_2} 为 P_{C_1} 、 P_{C_2} 上极点与投影点的连线, 同时也是平面 π 与平面 P_{C_1} 、 P_{C_2} 的交线, 称为极线. 当 $\mathbf{X}$ 沿着 $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{x}_1$ 的射线移动至 $\hat{\mathbf{X}}$ 时, 其在 P_{C_1} 上的投影仍在 $\mathbf{x}_1$ 点, 而在 P_{C_2} 上沿极线 l_{x_2} 移动至 $\hat{\mathbf{x}}_2$. 当 $\mathbf{X}$ 在空间中运动至 $\mathbf{X}'$, 导致平面 π 变为 π' 时, 极线 l_{x_1} 、 l_{x_2} 也相应变化为 l'_{x_1} 、 l'_{x_2} . 显然, P_{C_1} (或 P_{C_2}) 的所有极线相交于极点 $\mathbf{e}_1$ (或 $\mathbf{e}_2$).

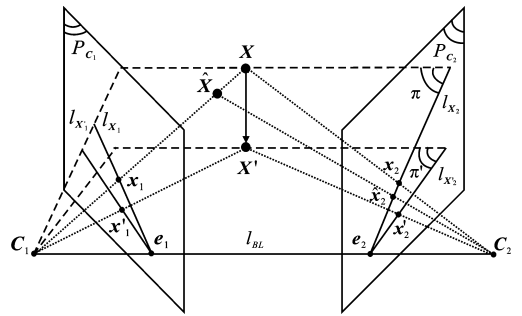


图 1 对极几何原理图

由此可以得到结论, 对于不同视角下的摄像头 $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2$, 存在一个映射 F , 将 P_{C_1} (或 P_{C_2}) 上的点一一映射至 P_{C_2} (或 P_{C_1}) 上的极线, 如式(6) 所示.

$$F(\mathbf{x}) = l_{\mathbf{x}} \quad (6)$$

式(6) 表明, 在双视角摄像头条件下, 单个摄像头捕获图像中的某点, 在另一摄像头捕获的图像中将被约束在某条极线上, 即对极几何约束. 这将大大减少图像检索等应用中进行目标匹配时的检索空间, 大幅提升实时性.

基础矩阵 $\mathbf{F}$ 是对极几何的代数表示, 推导过程如下.

由于 $\mathbf{X}$ 在 P_{C_1} 、 P_{C_2} 上的投影分别为 $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$, 则有:

$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{H}_1 \mathbf{X} \quad (7)$$

$$\mathbf{x}_2 = \mathbf{H}_2 \mathbf{X} \quad (8)$$

根据式(7)可以得到:

$$\mathbf{X} = \mathbf{H}_1^{-1} \mathbf{x}_1 \quad (9)$$

将式(9)代入式(8)得到:

$$\mathbf{x}_2 = \mathbf{H}_2 \mathbf{H}_1^{-1} \mathbf{x}_1 = \mathbf{H}_\pi \mathbf{x}_1 \quad (10)$$

由于 $\mathbf{x}_1$ 对应的极线 l_{x_2} 通过点 $\mathbf{x}_2$ 与 $\mathbf{e}_2$,则有

$$l_{x_2} = \mathbf{e}_2 \times \mathbf{x}_2 = [\mathbf{e}_2] \times \mathbf{x}_2 \quad (11)$$

式中, $[\mathbf{e}_2] \times$ 为 3×3 阶矩阵,将向量叉乘转化为矩阵与向量的乘积, l_{x_2} 为 l_{x_2} 的向量表示形式.将式(10)代入式(11)可以得到:

$$l_{x_2} = [\mathbf{e}_2] \times \mathbf{H}_\pi \mathbf{x}_1 = \mathbf{F} \mathbf{x}_1 \quad (12)$$

式(12)中的 $\mathbf{F} = [\mathbf{e}_2] \times \mathbf{H}_\pi$ 称作基础矩阵.由于 $[\mathbf{e}_2] \times$ 的秩为2, $\mathbf{H}_\pi$ 的秩为3,所以,基本矩阵 $\mathbf{F}$ 的秩为2.由 $\mathbf{x}_2^T l_{x_2} = 0$,得出 $\mathbf{F}$ 的重要性质:

$$\mathbf{x}_2^T \mathbf{F} \mathbf{x}_1 = 0 \quad (13)$$

4 双视角下的粒子滤波目标跟踪算法

4.1 对极约束下的粒子滤波协同跟踪

假设摄像头 $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2$ 的监控区域分别为 $Fov(\mathbf{C}_1)$ 、 $Fov(\mathbf{C}_2)$,则双摄像头的监控覆盖范围为 $Fov(\mathbf{C}_1) \cup Fov(\mathbf{C}_2)$,重叠监控区域为 $Fov(\mathbf{C}_1) \cap Fov(\mathbf{C}_2)$, $Fov(\mathbf{C}_1) - Fov(\mathbf{C}_2)$ 、 $Fov(\mathbf{C}_2) - Fov(\mathbf{C}_1)$ 分别表示 $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2$ 的非重叠监控区域.

当目标进入 $Fov(\mathbf{C}_1) \cup Fov(\mathbf{C}_2)$ 时,开始对目标进行协同跟踪;当目标离开 $Fov(\mathbf{C}_1) \cup Fov(\mathbf{C}_2)$ 时,算法结束.协同跟踪算法的具体流程如图2所示.

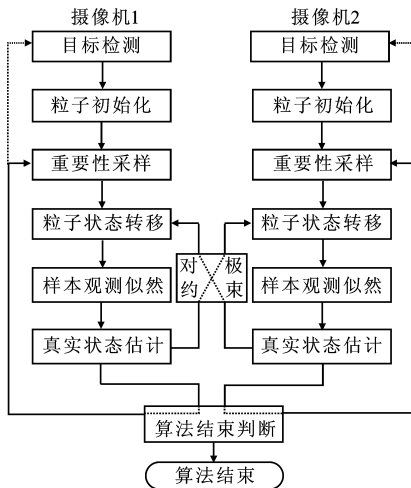


图2 粒子滤波目标跟踪算法流程

在 $t-1$ 时刻,对于单个摄像头 $\mathbf{C}_1$ (或 $\mathbf{C}_2$),若目标不在其监控区域内,则执行目标检测算法;若目标在监控区域内,则执行粒子滤波跟踪算法,得到该时

刻下的目标估计 $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$.根据 $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$ 与基础矩阵 $\mathbf{F}$,计算另一摄像头 $\mathbf{C}_2$ (或 $\mathbf{C}_1$)图像平面上的对应的 $l_{\hat{\mathbf{x}}_2}$,从而对目标检测或粒子滤波跟踪算法进行优化.

当目标进入 $Fov(\mathbf{C}_1)$ 、 $Fov(\mathbf{C}_2)$ 时,相应的摄像头需要采取适当的目标检测算法,对图像中的目标区域进行有效提取.对极几何约束在目标检测过程中的作用如下:

假设目标从 $\mathbf{C}_1$ 的非重叠区域 $Fov(\mathbf{C}_1) - Fov(\mathbf{C}_2)$ 进入重叠区域 $Fov(\mathbf{C}_1) \cap Fov(\mathbf{C}_2)$ 时, $\mathbf{C}_2$ 图像平面上的极线 $l_{\hat{\mathbf{x}}_2}$ 与图像边缘的交点分别为 $\mathbf{c}_t^1$ 、 $\mathbf{c}_t^2$,根据交点 $\mathbf{c}_t^1$ 、 $\mathbf{c}_t^2$,在相应的邻域范围内执行目标检测算法,从而减少目标检测的匹配范围,如图3所示.

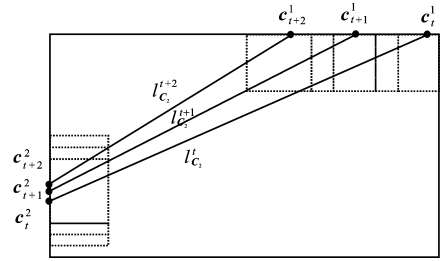


图3 对极约束下的目标检测区域

4.2 改进的状态转移模型

目前最广泛使用的运动建模方法是由Ross^[9]等人提出的仿射变换方法,运动状态如式(14)所示.

$$\mathbf{x}_t = \{x_t, y_t, \theta_t, s_t, \alpha_t, \varphi_t\} \quad (14)$$

式中, x_t, y_t 分别为 t 时刻图像坐标平面上目标在水平和竖直方向的坐标; $\theta_t, s_t, \alpha_t, \varphi_t$ 分别对应目标矩形区域的旋转角、缩放尺度、宽高比和偏斜方向,可以采用参数化的方法实现.

在基于HMM的动态系统中, t 时刻的状态仅与 $t-1$ 时刻的状态有关,即 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{1:t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}) = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$.当前帧的运动状态 $\mathbf{x}_t$ 是在 $\mathbf{x}_{t-1}$ 的情况下布朗运动的结果,通常采用高斯分布进行建模,如式(15)所示.

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_t; \mathbf{x}_{t-1}, \boldsymbol{\delta}_t) \quad (15)$$

式中, $\mathcal{N}(\cdot)$ 表示高斯函数; $\mathbf{x}_t$ 表示拟建模状态; $\mathbf{x}_{t-1}$ 为 $t-1$ 时刻的目标状态; $\boldsymbol{\delta}_t$ 表示式(14)中参数的对应的高斯函数的方差,建模过程相当于在一个高维高斯球内的中心附近进行采样,然后通过仿射变换将其映射到图像区域.

基于HMM假设的状态转移模型忽略了目标历史状态对当前时刻目标状态的影响.在实际跟踪过

程中,目标的运动速度作为状态转移模型的关键信息,其准确程度决定了粒子重采样的质量.为了解决上述问题,文献[10]中提出了基于速度在线更新的状态转移模型,如式(16)所示.

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} + \Delta \mathbf{x}_t + \varepsilon \quad (16)$$

式中, $\varepsilon \sim N(0, \Sigma_t)$ 是高斯噪声,速度 $\Delta \mathbf{x}_t$ 的更新策略如式(17)所示.

$$\Delta \mathbf{x}_t = \beta \Delta \mathbf{x}_{t-1} + (1 - \beta) \Delta \mathbf{x}_{t-2} \quad (17)$$

式中, $0 < \beta < 1$ 为学习系数.

式(17)对于速度变化缓慢的目标有较好的效果;当目标加速度较大时,式(16)可能导致更新得到的 $\mathbf{x}_t$ 与真实速度偏差增大.为此,基于式(15)所示的状态转移模型,给出了一种改进的速度更新策略,如式(18)所示.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{x}_t &= \Delta \mathbf{x}_{t-1} + (\Delta \mathbf{x}_{t-1} - \Delta \mathbf{x}_{t-2}) + \varepsilon \\ &= 2\Delta \mathbf{x}_{t-1} - \Delta \mathbf{x}_{t-2} + \varepsilon \end{aligned} \quad (18)$$

式中, $\Delta \mathbf{x}_{t-1}$ 项为速度项; $\Delta \mathbf{x}_{t-1} - \Delta \mathbf{x}_{t-2}$ 为加速度项,由此得到的状态转移概率为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}) = N(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1} - \Delta \mathbf{x}_t, \mathbf{v}_t) \quad (19)$$

引入对极几何约束后,假设摄像头 $C_1(C_2)$ 在 $t-1$ 时刻真实状态估计得到的目标位置为 $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$, 在 $C_2(C_1)$ 的图像平面 $P_{C_2}(P_{C_1})$ 上对应的极线为 l'_{C_2} (或 l'_{C_1}),则在 t 时刻的状态转移分成两个步骤进行,如图 4 所示.

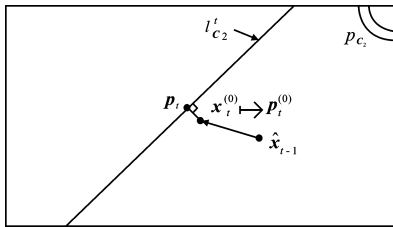


图 4 对极约束下的状态转移过程

首先 $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$ 根据式(16)得到 $\mathbf{x}_t^{(0)}$, 经过仿射变化获得图像区域,表示为 $\mathbf{p}_t^{(0)} = (x_{p_t}^{(0)}, y_{p_t}^{(0)})$.

然后将 $\mathbf{p}_t$ 投影至 l'_{C_2} 得到投影点 $\mathbf{p}_t = (x_{p_t}, y_{p_t})$,令 $\Delta \mathbf{x}_{p_t} = (x_{p_t} - x_{p_t}^{(0)}, y_{p_t} - y_{p_t}^{(0)}, 0, 0, 0, 0)$,则状态转移模型更新为式(20)所示.

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} + \Delta \mathbf{x}_t + \Delta \mathbf{x}_{p_t} + \varepsilon \quad (20)$$

4.3 观测似然模型

由于目前广泛使用的 RGB 颜色空间并不具有直观解释意义,为此,本文将其转换至 HIS 颜色空间,并且舍弃光照敏感的亮度分量.将 H、S 颜色空间分别量化为 $M \times N$ 级,得到 HS 空间上的 $M \times N$ 维

直方图.

距离中心点越远的像素,由于遮挡、姿态变化等因素,导致其可信度下降,因此应分配较小的权值.引入高斯核函数后,各个维度上的权值由式(21)计算得到.

$$w(h) = \sum_{i=1}^n k(\| \frac{x_o - x_i}{s} \|) \delta(H(x_i) - h) \quad (21)$$

式中, $h = 1, \dots, M \times N$ 为直方图向量的索引值, $H(x_i)$ 表示 x_i 点像素对应直方图向量的索引值, x_o, n, s 为分别表示图像区域的中心点坐标、像素总数和尺度, x_i 表示各像素点位置, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, $k(\cdot)$ 为高斯核函数.由此可得图像区域的归一化权值为

$$q(h) = \frac{w(h)}{\sum_{i=1}^{M \times N} w(i)} \quad (22)$$

若将粒子 y 对应图像块的颜色直方图归一化权值表示为 q_y ,模板的归一化权值表示为 q_t ,则两者之间的相似性可以由巴氏系数表示,如式(23)所示

$$\rho(q_x, q_t) = \sum_{h=1}^{M \times N} \sqrt{q_x(h) q_t(h)} \quad (23)$$

粒子 y 与目标越相似, $\rho(q_x, q_t)$ 越大. y 的观测似然函数定义如式(24)所示

$$p(y | x) = \sqrt{2\pi\sigma} \exp(-\alpha \cdot \frac{(1 - \rho(q_x, q_t))}{2\sigma^2}) \quad (24)$$

当满足更新条件时,模板根据式(25)进行更新:

$$w_t(h) = \beta w_t(h) + (1 - \beta) w_{x_t}(h) \quad (25)$$

4.4 目标跟踪效果评价

视觉目标跟踪算法性能评价主要有实时性与准确性两个方面^[10].实时性主要以帧率为评价指标,即算法每秒处理的帧数.帧率越高表明算法的实时性能越好.

准确性评价指标主要有中心误差 d_t 和覆盖率 r_t ,如图 5 所示.

假设跟踪结果的区域为 R_{est} ,中心为 $\mathbf{P}_{\text{est}} = (u_{\text{est}}, v_{\text{est}})$,而目标实际区域为 R_{real} ,中心为 $\mathbf{P}_{\text{real}} = (u_{\text{real}}, v_{\text{real}})$.跟踪结果的中心误差 d_t 为 $\mathbf{P}_{\text{est}}$ 、 $\mathbf{P}_{\text{real}}$ 之间的像素距离,如式(26)所示.若 $A(R)$ 表示区域 R 的面积,则目标跟踪的覆盖率如式(27)所示:

$$\begin{aligned} d_t &= \| \mathbf{P}_{\text{est}} - \mathbf{P}_{\text{real}} \|_2 \\ &= \sqrt{(u_{\text{est}} - u_{\text{real}})^2 + (v_{\text{est}} - v_{\text{real}})^2} \end{aligned} \quad (26)$$

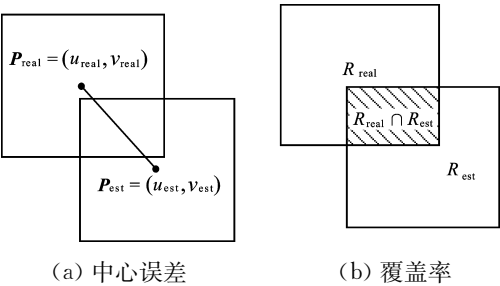


图 5 中心误差与覆盖率

$$r_t = \frac{A(R_{est} \cap R_{real})}{A(R_{est} \cup R_{real})}$$
 (27)

因此, d_t 越小、 r_t 越大表示跟踪准确性越高。

5 实验与结果

硬件方面, 处理器: Intel(R) Core(TM) i3-2120, CPU 3.3 Hz, 内存 4 GB. 传感器类型为 1/3.2 英寸彩色 CMOS, 像元尺寸为 $2.8\ \mu\text{m} \times 2.8\ \mu\text{m}$, 有效像素 200 万. 实验镜头参数如表 1 所示.

表 1 实验镜头主要参数

参数	数值
成像尺寸/英寸	1/2
焦距/mm	6-12
焦距控制方式	手动调焦
最短物距/cm	2
尺寸/mm	$\Phi 32 \times 41$
接口	C

软件方面, 本文采用 Visual Studio2013 平台和 OPENCV3.0a 进行目标协同跟踪实验, 并用 Matlab2014b 对算法的性能进行分析和比较.

实验对双视角摄像头下的目标进行协同跟踪, 结果表明, 由于 EGCPF 算法对 PF 算法的状态转移模型进行了改进, 使得目标状态更加接近实际情况, 为此减少了所需的采样粒子总数, 从而达到了提高算法的时间性能. 为此, 实验采用目标进入重叠区域后, 摄像头 #1 视角采集视频中的 100 帧连续图像作为测试集, 重复进行 200 次目标跟踪. 通过改变粒子总量, 计算不同条件下 EGCPF 与 PF 的目标跟踪成功率, 实验结果如图 6 所示. 可见, 在满足特定的跟踪精度的前提下, EGCPF 所需要的粒子数较 PF 明显减少. 当 EGCPF 的粒子数目为 50 时, 跟踪成功率与粒子数为 300 时的 PF 相近, 平均帧率由 4.1 提升至 21.4, 能够满足实时应用要求.

将粒子总数固定为 100, 通过比较 EGCPF 与 PF 在 200 次跟踪实验中的平均中心误差与平均覆盖率可知, EGCPF 目标协同跟踪算法在 PF 的基础上, 能够将平均中心误差从 14.8 像素降低至 10.9

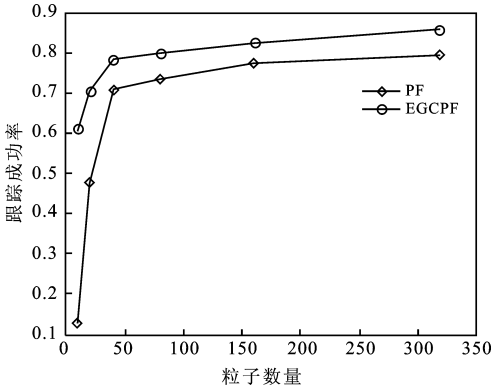


图 6 跟踪成功率对比图

像素, 将平均覆盖率从 58.62% 提升至 72.3%, 有效地提高了目标跟踪的准确度.

6 结束语

本文提出了双摄像头条件下的 EGCPF 算法, 能够完成监控区域内的目标协同跟踪任务. 利用对极几何约束, 对跟踪过程中的目标检测区域进行了限制, 降低了目标检测的检索空间; 对粒子滤波中的状态转移模型进行了改进, 并采用帧率、中心误差和覆盖率对算法性能进行了分析和比较.

实验表明, EGCPF 降低了目标跟踪所需的粒子总数, 提升了时间性能, 并且在同等的粒子数量下, 较之 PF 目标跟踪算法, 在跟踪准确度上得到了有效的提高.

参考文献:

[1] 代江华. 粒子滤波架构下视觉目标跟踪相关技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.

[2] 狄红卫, 柴颖, 李逵. 一种快速双目视觉立体匹配算法[J]. 光学学报, 2009, 29(8): 2180-2184.

[3] 夏艳, 苏中, 吴细宝. 双目视觉测量系统的标定及 3 维测量[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(7): 1298-1302.

[4] 应再恩, 李正洋, 平雪良, 等. 基于双目视觉动态跟踪的机器人标定[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(5): 1424-1427.

[5] 杨丰瑞, 刘亨, 刘雄风. 基于粒子滤波和压缩感知的目标跟踪算法[J]. 电子技术应用, 2016, 42(7): 130-133.

[6] Sanjeev A M, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.

1535-1546.

[11] STREHL A, GHOSH J. Cluster ensembles-a knowledge reuse framework for combining multiple partitions[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2002, 3(12):583-617.

[12] 罗会兰, 孔繁胜, 李一啸. 聚类集成中的差异性度量研究[J]. 计算机学报, 2007, 30(8):1315-1324.

[13] 毕凯, 王晓丹, 邢雅琼. 基于模糊测度和证据理论的模糊聚类集成方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(5): 823-830.

[14] 王磊, 周乐因, 姬红兵, 等. 一种面向信号分类的匹配追踪新方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1299-1306.

作者简介:

储岳中 男, (1971-), 博士, 副教授. 研究方向为模式识别.
E-mail: mychu@126. com.

刘 恒 男, (1976-), 博士, 教授. 研究方向为图像处理.

张学锋 男, (1978-), 博士, 教授. 研究方向为计算机仿真.

潘 祥 男, (1983-), 博士, 讲师. 研究方向为图像处理.

(上接第 57 页)

[7] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and computing, 2000, 10(3): 197-208.

[8] Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[J]. Kybernetes, 2001, 30(9/10):1865-1872.

[9] Ross D A, Lim J, Lin R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1):125-141.

[10] 薛明. 基于稀疏表示的在线目标跟踪研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2014.

作者简介:

陈 滨 男, (1988-), 博士研究生. 研究方向为计算机视觉.
E-mail: cbsai1988@163. com.

赵建军 男, (1965-), 博士, 教授. 研究方向为武器装备与作战指挥一体化技术.

姚 刚 男, (1985-), 博士, 讲师. 研究方向为武器装备与作战指挥一体化技术.

杨利斌 男, (1978-), 硕士, 讲师. 研究方向为武器装备与作战指挥一体化技术.