

文章编号: 1001-0920(2012)01-0053-05

基于灰色预测模型和粒子滤波的视觉目标跟踪算法

朱明清, 王智灵, 陈宗海

(中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027)

摘要: 结合灰色预测模型和粒子滤波, 提出一种新的视觉目标跟踪算法. 由于粒子滤波未考虑先验信息对建议分布产生的指导作用, 不能很好地逼近后验概率分布, 对此, 采用历史状态估计序列作为先验信息, 建立该序列的灰色预测模型来预测产生建议分布. 与粒子滤波、卡尔曼粒子滤波和无迹粒子滤波进行对比实验, 结果表明所提出的算法在视觉目标跟踪中具有更好的性能.

关键词: 粒子滤波器; 灰色预测模型; 目标跟踪; 建议分布

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Visual tracking algorithm based on grey prediction model and particle filter

ZHU Ming-qing, WANG Zhi-ling, CHEN Zong-hai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China. Correspondent: CHEN Zong-hai, E-mail: chenzh@ustc.edu.cn)

Abstract: In this paper, a visual tracking algorithm is proposed by combining particle filter with grey prediction model. Particle filter does not take into account the guidance of historical prior on the generation of proposal distribution, so that it can not approximate posterior density well. Therefore, the history of state estimation sequence is utilized as prior information to set up grey prediction model for predicting and generating proposal distribution. Through the comparison to particle filter, Kalman particle filter and unscented particle filter, the proposed algorithm exhibits better performance in visual tracking.

Key words: particle filter; grey prediction model; object tracking; proposal distribution

1 引言

视觉目标跟踪是计算机视觉领域的一个重要分支, 广泛应用于视频监控^[1-2]、人机交互^[3-4]和机器人导航^[5-7]领域. 在实际应用中, 解决视觉目标跟踪问题的关键在于跟踪算法的有效性.

粒子滤波(PF)是一种贝叶斯状态滤波算法^[8], 能够有效地解决视觉目标跟踪中普遍存在的非线性、非高斯性的问题^[9]. 其核心思想是采用一群带权随机粒子估计后验概率分布. 由于粒子是从建议分布中采样得到, 该分布的优劣将直接影响粒子滤波的性能. 传统的序贯重要性采样(SIS)粒子滤波采用转移先验分布作为建议分布, 容易出现粒子退化. 重要性重采样(SIR)粒子滤波^[10]通过不断地修正转移先验分布来产生建议分布, 虽然减少了粒子退化的影响, 但同时损失了粒子的多样性而造成粒子贫化. 不论是 SIS

粒子滤波还是 SIR 粒子滤波, 都没有利用已经获得的先验信息来指导建议分布的产生, 导致粒子滤波抗干扰能力的不足.

为了利用先验信息对建议分布产生的指导作用, 一些研究者采用当前获得的观测信息来预测建议分布^[11-14]. Merwe 等人^[11]提出了无迹粒子滤波(UPF), 采用无迹卡尔曼滤波融合观测信息来预测产生建议分布, 改善了粒子滤波的效果. 在视觉目标跟踪中, UPF 体现出比 PF 更高的跟踪精度^[12, 14], 但耗时相对较多. 类似地, Li 等人^[13]采用卡尔曼粒子滤波(KPF)实现了视觉目标轮廓跟踪, 通过扩展卡尔曼滤波融合观测信息来预测产生建议分布, 获得了较好的跟踪效果. 虽然 KPF 和 UPF 都提高了粒子滤波的性能, 但它们在每一时刻仅考虑当前观测值的影响, 在观测噪声较大时, 容易产生目标失捕问题.

视觉目标的运动状态仅在短时间内具有连续

收稿日期: 2010-08-31; 修回日期: 2010-11-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61075073); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20093402110014).

作者简介: 朱明清(1982—), 男, 博士生, 从事计算机视觉与模式识别的研究; 陈宗海(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统的建模仿真与控制、机器人与智能系统等研究.

性^[15], 因此建立目标状态的预测模型属于少数据建模问题. 灰色预测模型是解决少数据、贫信息状态预测问题的方法, 仅需少量几个数据即可建立残差较小的状态预测模型, 目前已用于工业控制^[16-17]、移动机器人^[18]和机动目标跟踪^[19]等领域. Kayacan 等人^[16]和 Ulutas 等人^[17]采用灰色预测模型来预测闭环控制系统的状态, 改善了控制系统的性能. Luo 和 Chen^[18]采用灰色预测模型预测移动机器人的运动状态, 实现了移动机器人自主跟踪目标的任务. Chen 等人^[19]将灰色预测模型与粒子滤波相结合并用于机动目标跟踪, 由灰色预测模型产生的粒子和转移先验概率产生的粒子共同组成粒子集. 据作者调研了解, 目前很少有灰色预测模型在视觉目标跟踪中的应用.

为充分利用先验信息对建议分布产生的指导作用, 本文将灰色预测模型与粒子滤波相结合并用于视觉目标跟踪中, 称之为灰色粒子滤波 (GMPF). 该算法将历史状态估计序列作为先验信息, 建立系统状态的灰色预测模型, 通过预测目标的状态来产生建议分布. 预测产生的建议分布与后验概率分布更加靠近, 改善了滤波跟踪效果, 实验结果验证了 GMPF 的有效性. 另外, 综合考虑实时性和准确性, 提出了一种定量的平均性能综合评价指数. 根据该指数, GMPF 在视觉目标跟踪中具有较好的性能.

2 问题描述

视觉目标跟踪问题的状态转移模型和观测模型分别为^[18]

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k). \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 为目标状态, \mathbf{z}_k 为观测值, \mathbf{u}_k 和 \mathbf{v}_k 分别为独立同分布的零均值的过程噪声和观测噪声. 式 (1) 和 (2) 为非线性方程.

3 灰色粒子滤波

3.1 粒子滤波

粒子滤波是一个贝叶斯递归滤波过程, 能有效解决视觉目标跟踪中的非线性、非高斯性问题. 该过程的状态预测方程和状态更新方程为^[18]

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

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{\int p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k}. \quad (4)$$

式中: $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 为转移先验概率, $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 为后验概率分布.

粒子滤波的核心思想是通过一群含有权值的随机粒子 $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1, \dots, N}$ 逼近后验概率分布 $p(\mathbf{x}_k |$

$\mathbf{z}_{1:k})$. 实际应用时, 粒子集是从一个容易抽样的建议分布 $\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k)$ 中采样得到. 每个粒子赋予相应的权值 $\{w_k^{(i)}\}$, 且满足

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})}{\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k)} w_{k-1}^{(i)} = \hat{w}_k^{(i)}. \quad (5)$$

从而, 粒子的归一化权值为

$$w_k^{(i)} = \hat{w}_k^{(i)} / \sum_{j=1}^N \hat{w}_k^{(j)}.$$

通过以上从建议分布 $\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k)$ 中采样得到的粒子的加权, 估计目标的状态和协方差分别为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)}, \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\sigma}_k = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} (\mathbf{x}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_k)^T. \quad (7)$$

最后, 为了减少粒子退化的影响, 通常采用重要性重采样^[20]

$$\{\hat{\mathbf{x}}_k^{(i)}, 1/N\}_{i=1, \dots, N} \sim \{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1, \dots, N}. \quad (8)$$

3.2 基于灰色预测模型的建议分布

粒子是从建议分布中采样得到, 建议分布距后验概率分布越近, 滤波效果越好. 本文采用目标历史状态估计序列作为先验信息, 建立目标状态的灰色预测模型以预测产生建议分布.

灰色预测模型首先采用累加生成算子 (AGO) 产生目标状态的累加生成序列以减小状态的随机性; 然后利用该累加值估计灰色微分方程的参数, 并通过灰色微分方程预测未来的累加值; 最后采用逆累加生成算子 (IAGO) 并作用于累加值的预测值, 从而得到目标状态的预测值. 以该预测值及其协方差产生粒子滤波的建议分布. GM(1,1) 是最常用的灰色预测模型, 本文采用该模型预测目标状态. 其建模及预测过程可简要描述为:

1) 指定灰色预测序列长度为 m ($k \geq m$ 时开始建模), 根据式 (6) 的结果建立目标历史状态序列

$$\mathbf{X}^{(0)} = (\hat{\mathbf{x}}_{k-m}, \hat{\mathbf{x}}_{k-m+1}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{k-1}). \quad (9)$$

2) 累加生成序列为

$$\mathbf{X}^{(1)} = (\hat{\mathbf{x}}_{k-m}^{(1)}, \hat{\mathbf{x}}_{k-m+1}^{(1)}, \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^{(1)}), \quad (10)$$

式中 $\hat{\mathbf{x}}_{k-n}^{(1)} = \sum_{i=m}^n \hat{\mathbf{x}}_{k-i}$, $n = 1, \dots, m$.

3) 均值生成序列为

$$\mathbf{Z}^{(1)} = (\mathbf{z}_{k-m+1}^{(1)}, \mathbf{z}_{k-m+2}^{(1)}, \dots, \mathbf{z}_{k-1}^{(1)}), \quad (11)$$

式中 $\mathbf{z}_{k-n}^{(1)} = 0.5\hat{\mathbf{x}}_{k-n}^{(1)} + 0.5\hat{\mathbf{x}}_{k-n-1}^{(1)}$, $n = 1, \dots, m-1$.

4) 按最小方差准则, GM(1,1) 的灰色微分方程为

$$\mathbf{X}^{(0)} + a\mathbf{Z}^{(1)} = b, \quad (12)$$

式中 a 和 b 是灰色微分方程的参数. 则有

$$[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y. \quad (13)$$

式中

$$Y = [\hat{x}_{k-m+1}^{(1)}, \hat{x}_{k-m+2}^{(1)}, \dots, \hat{x}_{k-1}^{(1)}]^T, \quad (14)$$

$$B = \begin{bmatrix} -z_{k-m+1}^{(1)} & 1 \\ -z_{k-m+2}^{(1)} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_{k-1}^{(1)} & 1 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

5) 将以上计算得到的 a 和 b 代入下式预测 k 时刻的状态:

$$\hat{g}_k = \left[\hat{x}_{k-m} - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} (1 - e^a), \quad (16)$$

然后, 按照式 (7) 计算协方差的估计值

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} (\hat{x}_{k-1}^{(i)} - \hat{g}_k) (\hat{x}_{k-1}^{(i)} - \hat{g}_k)^T. \quad (17)$$

由灰色预测模型产生的建议分布可表示为

$$\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k) = N(\hat{g}_k, \hat{P}_k). \quad (18)$$

4 基于灰色粒子滤波的视觉目标跟踪

上节提出的灰色粒子滤波算法 (GMPF) 是采用灰色预测模型来产生粒子滤波的建议分布. 本节将 GMPF 用于解决视觉目标跟踪问题. 虽然本文仅考虑二维平面中的视觉目标跟踪问题, 但该方法可方便地推广到三维空间的目标跟踪.

令 k 时刻目标状态为

$$\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, H_k^x, H_k^y]^T. \quad (19)$$

式中: (x_k, y_k) 为目标的位置, (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 为目标在 X 方向和 Y 方向的速度, (H_k^x, H_k^y) 为目标在 X 方向和 Y 方向的尺寸. 选择一阶自回归过程模型 $\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_{k-1}$ 作为状态转移方程, $\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$ 作为观测方程, 其中 \mathbf{A} 和 \mathbf{H} 分别是状态转移矩阵和观测矩阵. 每个粒子的状态在图像空间中唯一确定一个矩形区域. 采用 RGB 颜色空间下的直方图特征作为特征模型, Bhattacharyy 系数作为待选区域特征模型与目标特征模型之间的相似性度量.

跟踪算法具体描述如下:

1) $k = 0$ 时刻, 人为初始化目标区域并建立目标特征模型 $\mathbf{H}_0 = \{q^{(u)}\}_{u=1}^{\tau}$; 指定灰色预测序列长度 m ; 从初始分布中采样 N 个粒子 $\{\mathbf{x}_0^{(i)}\}$, 赋予粒子权值 $w_0^{(i)} = 1/N$. 令 $k = 1$.

2) 当 $k < m$ 时, 将转移先验分布作为建议分布并直接采样粒子; 当 $k \geq m$ 时, 通过式 (9)~(17) 采用灰色预测模型产生建议分布并从中采样粒子

$$\mathbf{x}_k^{(i)} \propto \pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k) = N(\hat{g}_k, \hat{P}_k). \quad (20)$$

3) 权值更新:

① 计算每个粒子对应的待选区域的颜色直方图

特征 $\mathbf{H}_i = \{p_i^{(u)}\}_{u=1}^{\tau}$;

② 计算 Bhattacharyy 系数

$$\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_0] = \sum_{u=1}^{\tau} \sqrt{q^{(u)} p_i^{(u)}};$$

③ 粒子 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的高斯观测概率为

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{1 - \rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_0]}{2\sigma^2} \right\},$$

式中 σ 为高斯密度标准差;

④ 粒子的权值为 $\hat{w}_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)})$;

⑤ 归一化权值为 $w_k^{(i)} = \hat{w}_k^{(i)} / \sum_{j=1}^N \hat{w}_k^{(j)}$.

4) 目标状态的估计值为 $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)}$.

5) 重要性重采样, 见式 (8).

6) $k = k + 1$, 回到第 2) 步.

5 实验研究

实验目的: 检验本文算法 GMPF 在视觉目标跟踪中的准确性、实时性和鲁棒性; 与粒子滤波 (PF)^[9], 卡尔曼粒子滤波 (KPF)^[13] 和无迹粒子滤波 (UPF)^[12] 进行定性和定量的比较; 分析粒子数和灰色预测序列长度的变化对 GMPF 性能的影响. 实验采用 C 语言在 Windows XP 下编程实现, CPU 为 1.6 GHz AMD 闪龙 2800+, 内存 1 G. 采用量化等级为 $6 \times 6 \times 6$ 的 RGB 颜色空间建立目标的直方图特征模型.

图 1 为人脸快速运动跟踪结果. 人脸为跟踪目标, 先向右运动再向左快速返回. 视频尺寸为 128×96 , 4 种算法的粒子数均为 40, 灰色预测序列长度为 5.



(a) 粒子滤波跟踪



(b) 卡尔曼粒子滤波跟踪



(c) 无迹粒子滤波跟踪



第 8 帧 第 15 帧 第 43 帧

(d) 灰色粒子滤波跟踪

图 1 人脸快速运动

由图 1 可见,除了 PF 最终丢失了目标, KPF, UPF 和 GMPF 都跟上了目标(第 43 帧). 整个跟踪过程中(共 50 帧), KPF, UPF 和 GMPF 的跟踪结果较为相似,除目标状态变化较快时存在一定的偏差外(第 14 帧~第 24 帧),三者都较好地跟上了目标.

人脸水平方向位置变化较剧烈,图 2 为水平方向位置估计误差曲线.可见 PF 误差较大, KPF, UPF 和 GMPF 误差接近.图 3 为每帧运行时间曲线.其中:UPF 耗时较多, KPF 和 GMPF 耗时接近, PF 最少.

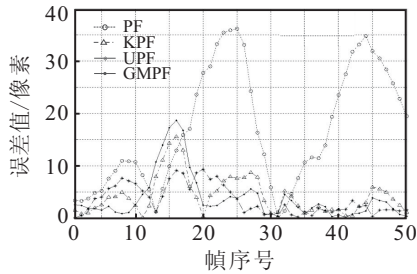


图 2 水平方向位置估计误差

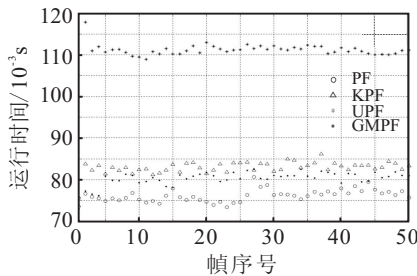


图 3 每帧运行时间

表 1 列出了 4 种算法的平均性能. RMSE 均值反映了平均误差, RMSE 方差反映了误差的不稳定度,平均每帧耗时反映了实时性能.由表 1 可见, PF 的 RMSE 均值和方差远大于另外 3 种算法; UPF 的误差均值和方差最小,但平均耗时最多.

表 1 4 种算法平均性能比较

算法	RMSE 均值/像素	RMSE 方差/像素	平均每帧耗时/s	综合评价指数
PF	16.9794	129.6295	0.0762	0.8423
KPF	4.2899	13.3189	0.0820	0.4647
UPF	3.4410	7.9485	0.1113	0.5731
GMPF	3.8462	19.5733	0.0777	0.4472

为定量评价算法的平均性能,权衡各评价指标的重要性,这里提出一种综合评价指数(CEI).设待评价算法分别为 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 评价指标分别为 $\{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ (“越小越好”型), 各评价指标的权重分别为 $\{w_i\}_{i=1, \dots, m}$, $\sum_{i=1}^m w_i = 1$, $C_i(X_k)$ 是算法 X_k 对应于评价指标 C_i 的性能指数.于是算法 X_k 的综合评价指数为

$$CEI(X_k) = \sum_{i=1}^m \frac{C_i(X_k)}{\max_{1 \leq j \leq n} C_i(X_j)} \times w_i, \quad (21)$$

式中 CEI 值越小,表明算法的综合性能越好.对于视觉目标跟踪而言,实时性是实际应用的基本条件,因此本文赋予平均每帧耗时 0.5 的权重, RMSE 均值和方差分别为 0.3 和 0.2 的权重,据此计算 4 种算法的综合评价指数(见表 1).可见, GMPF 的综合平均性能最好,其次是 KPF 和 UPF, PF 最差.虽然 UPF 精度最高,但实时性能对其综合指数影响较大.

图 4 为足球比赛跟踪结果.该视频存在严重遮挡、光线变化等现象.视频尺寸为 400×240 , 4 种算法的粒子数均为 150, 灰色预测序列长度为 5.最终只有 GMPF 完成了跟踪任务.初始阶段没有外物干扰时(第 1 帧~第 42 帧), 4 种算法都较好地跟上了目标.当目标被严重遮挡时(第 68 帧), 可观测到的目标的有效特征骤减.此时, PF 处于无规则采样状态而发散. KPF 和 UPF 不断融合偏差较大的伪观测值而逐渐偏离目标.最后, PF, KPF 和 UPF 发散到外物上(第 130 帧). GMPF 通过灰色预测模型不断修正每一时刻获得的偏差信息,降低了外界干扰对状态估计的影响,从而跟上了目标.

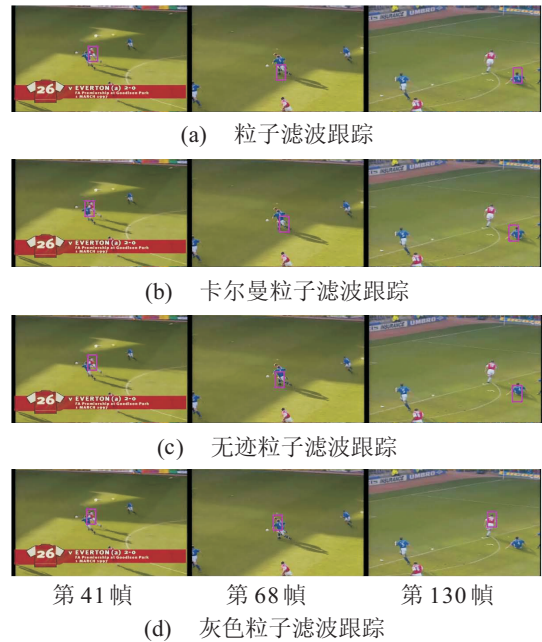


图 4 足球比赛

粒子数和灰色预测序列长度是 GMPF 的两个关键参数.为分析它们对 GMPF 性能的影响,仍以人脸视频为样本,分别在 50, 100, 150 和 200 个粒子以及序列长度为 4, 6, 8 和 10 的情况下考察 GMPF 的平均性能.表 2 列出了序列长度为 4 的情况下,不同粒子数时 GMPF 的平均性能.根据综合评价指数可知,粒子数为 150 时,其性能较优.粒子数为 200 时的实时性较差,导致其综合评价指数最低.

表 3 列出了粒子数为 100 的情况下,不同灰色预测序列长度时 GMPF 的平均性能.可见,序列长度为 4

表 2 不同粒子数时 GMPF 平均性能比较

粒子数	RMSE 均值/像素	RMSE 方差/像素	平均每帧 耗时/s	综合评价 指数
50	3.838 1	14.746 9	0.083 3	0.843 1
100	3.106 9	14.735 0	0.096 1	0.838 5
150	2.729 0	7.577 6	0.108 9	0.764 6
200	3.036 7	9.458 9	0.121 4	0.865 6

表 3 不同序列长度时 GMPF 平均性能比较

序列长度	RMSE 均值/像素	RMSE 方差/像素	平均每帧 耗时/s	综合评价 指数
4	3.009 9	12.865 3	0.096 3	0.852 2
6	2.792 1	15.498 8	0.097 2	0.851 7
8	3.198 6	34.517 0	0.097 1	0.999 5
10	57.883 8	332.086 8	0.087 8	None

和 6 时的性能较为接近, 长度为 8 时明显下降. 序列长度为 10 时, 目标窗口漂离目标区域, 误差变大; 窗口大小逐渐收缩, 耗时相应减小, 跟踪失败. 因此, 不考察该情况的综合评价指数. 实验结果符合视觉目标的运动状态仅在短时间内具有连续性这一假设, 较长的建模序列中 (如序列长度为 8 时) 目标状态变化也较大, 因而性能下降.

6 结 论

本文提出了一种新的视觉目标跟踪算法——灰色粒子滤波. 该算法将灰色预测模型和粒子滤波跟踪相结合, 通过建立历史状态估计序列的灰色预测模型来预测产生建议分布, 使其更加接近后验概率分布, 克服了传统粒子滤波采用转移先验分布作为建议分布的缺陷, 同时降低了观测噪声对建议分布的影响. 另外, 由于粒子滤波保证了粒子的多样性, 从而完善地解决了视觉目标跟踪中普遍存在的非线性、非高斯性问题. 实验中定性定量地比较了灰色粒子滤波、粒子滤波、卡尔曼粒子滤波和无迹粒子滤波的性能. 由算法综合评价指数可知, 灰色粒子滤波的性能最佳.

参考文献(References)

- [1] Zhang C C, Chen X, Zhou L P, et al. Semantic retrieval of events from indoor surveillance video databases[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(12): 1067-1076.
- [2] Eom K Y, Ahn T K, Kim G J, et al. Fast object tracking in intelligent surveillance system[C]. *Int Conf on Computational Science and Its Applications*. France, 2009: 749-763.
- [3] Shan C F, Tan T N, Wei Y C. Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(7): 1958-1970.
- [4] Matthews I, Cootes T F, Bangham J A, et al. Extraction of visual features for lipreading[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(2): 198-213.
- [5] Siagian C, Itti L. Biologically inspired mobile robot vision localization[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2009, 25(4): 861-873.
- [6] Fontanelli D, Salaris P, Belo F A W, et al. Visual appearance mapping for optimal vision based servoing[C]. *The 11th Int Symposium on Experimental Robotics*. Athens, 2008: 353-362.
- [7] Kim J, Kweon I S. Vision-based autonomous navigation based on motion estimation[C]. *Int Conf on Control, Automation and Systems*. Seoul, 2008: 1738-1743.
- [8] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [9] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking[J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28.
- [10] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel-approach to nonlinear non-Gaussian Bayesian stste estimation[J]. *IEE Proc of Radar and Signal Processing*, 1993, 140(2): 107-113.
- [11] Merwe R, Doucet A, Freitas N, et al. The unscented particle filter[C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2000.
- [12] Rui Y, Chen Y Q. Better proposal distributions: Object tracking using unscented particle filter[C]. *Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hawaii, 2001: 786-793.
- [13] Li P H, Zhang T W, Pece A E C. Visual contour tracking based on particle filters[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 111-123.
- [14] Zhang X Q, Hu W M, Zhao Z X, et al. SVD based Kalman particle filter for robust visual tracking[C]. *The 19th Int Conf on Pattern Recognition*. Tampa, 2008: 1-4.
- [15] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey[J]. *Acm Computing Surveys*, 2006, 38(4): 45.
- [16] Kayacan E, Kaynak O. Grey prediction based control of a non-linear liquid level system using PID type fuzzy controller[C]. *IEEE Int Conf on Mechatronics*. Budapest, 2006: 292-296.
- [17] Ulutas B, Erdemir E, Kawamura K. Application of a hybrid controller with non-contact impedance to a humanoid robot[C]. *2008 Int Workshop on Variable Structure Systems*. Antalya, 2008: 378-383.
- [18] Luo R C, Chen T M. Autonomous mobile target tracking system based on grey-fuzzy control algorithm[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2000, 47(4): 920-931.
- [19] Chen J F, Shi Z G, Hong S H, et al. Grey prediction based particle filter for maneuvering target tracking[J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2009, 93: 237-254.
- [20] Kitagawa G. Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian non-linear state space models[J]. *J of Computational and Graphical Statistics*, 1996, 5(1): 1-25.