

文章编号 1004-924X(2010)03-0716-07

应用于光电目标跟踪的变窗宽核粒子滤波

李 甫, 石光明, 张 犁, 齐 飞

(西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要:核函数粒子滤波(KPF) 是小噪声动态系统目标跟踪的一种有效方法,核窗宽选择是该方法中核密度估计的核心问题。本文提出了一种基于协方差的变窗宽核粒子滤波算法。该方法首先通过粒子集的协方差矩阵估计粒子的粗略核窗宽和其粗略的后验概率密度,然后调节全局核窗宽获得适用于每一个粒子的精确核窗宽,提高核密度的估计精度;然后,通过迭代寻找后验概率模型,使得粒子集能够在核密度估计后向后验概率密度的真实分布移动,从而提高跟踪精度。通过这种方法生成的新粒子是对后验概率密度的一个更加近似的表达。实验结果表明,在小噪声动态系统中,本文提出的变窗宽核函数粒子滤波在光电目标跟踪的性能和效率(PF 的 20% 粒子数目)上都优于传统的粒子滤波(PF)、UPF(Unscented Particle Filter)以及 KPF 方法。

关键词:光电目标跟踪;粒子滤波;核密度估计;均值漂移

中图分类号:TP391;V556.5 **文献标识码:**A

Variable bandwidth kernel particle filtering used for optoelectronic target tracking

LI Fu, SHI Guang-ming, ZHANG Li, QI Fei

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Kernel Particle Filter (KPF) is an effective method for target tracking of a dynamic system with small noises, in which the selection of the kernel bandwidth is a critical step of Kernel Density Estimation(KDE) in KPF. In this paper, a Variable Bandwidth Kernel Particle Filter (VBKPF) based on covariance matrix is proposed. Firstly, the covariance matrix of particle sets is used to compute the coarse bandwidth and the coarse posterior Probability Density Functions (PDFs). Then, each particle can acquire its own accurate bandwidth by adjusting the global kernel bandwidth to improve the precision of the KDE. Finally, to get a more effective particle allocation, the variable bandwidth KDE in the VBKPF is used to approximate the PDFs by moving particles toward the posterior, which gives a closed-form expression of the true distribution. Experimental results show that the proposed VBKPF performs better than the standard particle filter(PF), Unscented Particle Filter(UPF) and the Kernel Particle Filter(KPF) both in efficiency(20% particle number of PF) and estimation precision for optoelectronic target tracking systems.

Key words: optoelectronic target tracking; particle filter; kernel density estimation; mean-shift

收稿日期:2009-06-23;修订日期:2009-08-26.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60776795;No. 60805012);国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2007AA01Z307)

1 引 言

光电目标跟踪是精确制导武器、机载光电系统以及计算机视觉等领域的一个重要研究方向。粒子滤波是一种简单、有效的由非高斯、非线性的观测数据计算后验概率的方法,近年来已成功应用于光电目标跟踪^[1-3]的研究。粒子滤波的基本思想是从重要性密度函数中抽取一组带有权值的粒子集来估计系统的后验分布^[2-4],它通过蒙特卡罗模拟的方法实现递推的 Bayes 估计,其精度可以逼近最优估计^[4]。

然而,当目标所处的动态系统的状态噪声较小或者观测系统的噪声方差较小时,粒子集在状态空间很快地退化到一个单值点,从而影响跟踪精度^[5]。一些学者已经提出了一些方法来解决此类问题,如辅助粒子滤波(Auxiliary Particle Filter, APF)^[6]、似然粒子滤波(Likelihood Particle Filter, LPF)^[4]以及正则化粒子滤波(Regularized Particle Filter, RPF)^[7]等。其中 APF 和 RPF 需要大量粒子作为估计样本,而 LPF 中的似然概率密度函数在实际中不易直接得到。文献^[8]提出了 UPF(Unscented Particle Filter)算法,虽然其跟踪性能优于上述粒子滤波算法,但是算法中各个参数的选取比较困难。Chang 等人将均值平移(Mean-Shift)和粒子滤波相结合^[5,9],通过核密度估计的方法来迭代获取新的粒子样本,使粒子集分布在权值较大处,得到了较好的跟踪效果。此外,Joachim 等将核函数粒子滤波应用到实时的 3-D 人体跟踪中^[10],取得了良好的跟踪效果,证明了核函数粒子滤波的有效性。然而,核窗宽的选择是核密度估计中一个非常重要的问题^[11]。Chang 和 Joachim 采用固定核窗宽作为初始参数,在迭代过程中仅凭经验方法给出核窗宽的变换方法,这种做法严重影响了核密度的估计精度,进而影响到粒子滤波的跟踪性能。

本文提出了一种基于协方差的变窗宽核粒子滤波算法,该方法采用粒子集的协方差实现变窗宽的核密度估计,通过迭代实现对后验概率模型的寻找,使得粒子集能够在核密度估计后向后验概率密度的真实分布移动,这些新得到的粒子集更能反应系统状态的后验概率密度分布。因此,采用这些优质的粒子参与状态估计,能够提高跟

踪性能。实验结果表明,在光电目标跟踪系统中,本文提出的变窗宽核函数粒子滤波在滤波性能和效率上(PF 的 20% 粒子数目)都优于传统的 PF、UPF 以及 KPF 等方法。

2 粒子滤波与核函数粒子滤波

2.1 粒子滤波

在动态系统中,很多问题可以通过求解状态的后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 来解决,其中 \mathbf{x}_k 为系统的状态量, \mathbf{z}_k 为系统的观测量,而求解此类问题最经典的方法就是 Bayes 滤波。粒子滤波就是一种基于蒙特卡罗模拟的 Bayes 滤波算法。其通过在状态空间中,构建一组权值为 $\{\mathbf{w}_k^{(i)}, i=1, 2, \dots, N\}$ 的随机样本 $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, i=1, 2, \dots, N\}$,将求后验概率密度的积分问题转化为有限样本点“粒子”的求和运算。实际中,由于概率密度函数可能是多变量、非标准概率分布,通常需要构造概率分布与 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 相同、概率密度分布已知,且容易从中采样的分布函数 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 作为重要性函数。若观测过程符合马尔可夫过程,且给定状态下观测条件独立,则其权值递推公式为^[4]:

$$\mathbf{w}_k = \frac{p(\mathbf{z}_{1:k} | \mathbf{x}_{0:k}) p(\mathbf{x}_{0:k})}{q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{1:k}) q(\mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{1:k})} = \mathbf{w}_{k-1} \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})}{q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{1:k})}, \quad (1)$$

式中 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$ 是 k 时刻 \mathbf{z}_k 的似然函数。利用重要性函数得到 k 时刻的 N 个随机样本点 $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^N$,则概率密度函数可以表示为:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \mathbf{w}_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i), \quad (2)$$

其中 \mathbf{w}_k^i 为 k 时刻粒子 \mathbf{x}_k^i 归一化后的权值, $\delta(\cdot)$ 为 Dirac 函数。粒子滤波中经常出现的退化问题会导致算法过早收敛,实际中经常采用重采样的方法来解决这一问题^[4,12]。

2.2 核函数粒子滤波

核函数粒子滤波的基本思想:在粒子滤波的框架内,使用核密度估计对粒子集进行重新分配,迭代使粒子向最大后验概率密度模型的高似然区域移动,通过这种方法产生的粒子集更能体现状态的后验概率密度分布^[5,9-10]。

核密度估计也是一种对状态后验概率密度的估计方法。在核函数粒子滤波中,给定一组权值

为 $\{w^i(k)\}_{i=1}^N$ 的粒子集 $\{x^i(k)\}_{i=1}^N$, 则后验概率密度的核密度估计方法为:

$$\hat{p}(x(k) | Z(k)) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x(k) - x^i(k)}{h}\right) w^i(k), \quad (3)$$

式中, $Z(k) = z_{1:k}$, $K(\cdot)$ 是核函数, h 是核函数的窗宽, d 是状态空间的维数。

核函数粒子滤波的目的是寻找一组更能体现后验概率密度分布模型的粒子序列。而 Mean-Shift 正是一种寻找后验概率密度分布模型的核密度梯度估计方法^[13], 其可以沿着式(3)中后验概率密度的梯度方向, 通过迭代来移动粒子集^[5,9-10,14]。即粒子 $x^i(k)$ 的样本均值 $m(x^i(k))$ 为:

$$m(x^i(k)) = \frac{\sum_{l=1}^N K\left(\frac{x^i(k) - x^l(k)}{h}\right) w^l(k) x^l(k)}{\sum_{l=1}^N K\left(\frac{x^i(k) - x^l(k)}{h}\right) w^l(k)}, \quad (4)$$

在核函数粒子滤波中, 经过 Mean-Shift 迭代后的粒子需要进行权值的重新分配:

$$w(x^i(k)) = \frac{p(x^i(k) | Z(k))}{q(x^i(k))}, \quad (5)$$

其中分母为:

$$q(x^i(k)) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{l=1}^N K\left(\frac{x^i(k) - x^l(k)}{h}\right). \quad (6)$$

3 变窗宽的核函数粒子滤波

3.1 核函数粒子滤波存在的问题

在核函数粒子滤波中, 核窗宽的选择是核密度估计中关键的一步, 其选择的重要性远大于核函数选择的重要性^[10,12]。核窗宽 h 是一个光滑参数, 其反应了拟合程度和光滑程度的平衡关系。若 h 较大, 将使概率密度函数的尖峰过度的平滑; 若 h 较小, 则会造成概率密度函数的尾部欠平滑, 甚至不能如实的反应粒子集合的结构特点。在 Chang 等人提出的核函数粒子滤波中, 将固定的核窗宽作为初始参数:

$$h_{\text{opt}} = \left(\frac{4}{(n_x + 2)N}\right)^{\frac{1}{n_x + 4}}, \quad (7)$$

式(7)中 n_x 为动态系统的维数, N 为粒子数目, h_{opt} 仅在 L^2 范数空间上是最优的核窗宽^[5]。因此, 在采用 Mean-shift 迭代寻找后验概率密度

模型的过程中, Chang 等人提出的核函数粒子滤波仅仅依靠经验人为的给出核窗宽变化规则^[5,8-9], 这种方法不能正确的反应整个粒子集合的变化特点, 因此会严重影响核密度估计的精度, 进而影响对后验概率密度模型的寻找, 降低整个粒子滤波的跟踪性能。

3.1 变窗宽的核函数粒子滤波

通过以上的分析, 为了提高跟踪精度, 必须根据整个粒子集合的结构特点, 在迭代过程中, 针对每一个粒子设计核密度估计中的窗宽, 提高核密度估计的精度, 使得粒子集的分布更能反应后验概率密度模型。即迭代过程中的每一个粒子 $x^i(k)$, 其窗宽 h 的表达式为:

$$h = h(x^i(k)) \quad (i \leq N), \quad (8)$$

将公式(8)带入公式(3), 则变窗宽的核密度估计为:

$$\hat{p}(x(k) | Z(k)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{h^d(x^i(k))} K\left(\frac{x(k) - x^i(k)}{h(x^i(k))}\right) w^i(k), \quad (9)$$

$h(\cdot)$ 的选择准则是估计值 $\hat{p}(\cdot)$ 与真实值 $p(\cdot)$ 的 MSE (Mean Square Error) 最小^[12], 即: $\text{MSE}(x) = E[\hat{p}(x) - p(x)]^2 =$

$$\text{Var}(\hat{p}(x)) + [\text{Bias}(\hat{p}(x))]^2, \quad (10)$$

式(10)将 MSE 表示为偏差 $\text{Bias}(\hat{p}(x))$ 的平方及其方差 $\text{Var}(\hat{p}(x))$ 求和的形式。其中, 偏差 $\text{Bias}(\hat{p}(x))$ 与 h^2 成正比, 减小 h , 会降低偏差, 但却会增加方差 $\text{Var}(\hat{p}(x))$ ^[14]。很多学者提出了不同的方法, 如 plug-in 方法和 CV (Cross-Validation)^[14] 法, 但其复杂度都很高。Doucet^[16] 等人提出了在保持方差 $\text{Var}(\hat{p}(x))$ 不变的情况下能显著降低 MSE 的 h 和 $\hat{p}(\cdot)$ 的关系如下:

$$h(x^i(k)) = h_0 \left[\frac{\lambda}{\hat{p}(x^i(k))}\right]^{1/2}, \quad (11)$$

其中 h_0 为初始参数, 也称为全局核窗宽。在这里, 为了降低计算复杂度, 我们仍然采用 Chang 等人提出的固定核窗宽计算方法, 而目的是在于给出 Mean-shift 迭代过程中, 每一个粒子在核密度估计时都有与自身相关的核窗宽, 提高核密度估计的精度。从式(11)中, 可以看出 $h(x^i(k))$ 反应了与全局核窗宽 h_0 之间的一定的比例关系, 也就是说通过调节全局核窗宽 h_0 来获得适用于每一个粒子自身的核窗宽 $h(x^i(k))$ 。因此式(11)

中的 λ 应为 $\{\hat{p}(\mathbf{x}^i(k))\}_{i=1}^N$ 的平均,在这里我们取其几何平均,即:

$$\log \lambda = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(\hat{p}(\mathbf{x}^i(k))), \quad (12)$$

然而通过分析式(11),不难发现其中的 $\hat{p}(\mathbf{x}^i(k))$ 是未知的。现在仅有的可利用数据资源是一堆初级粒子集,对此本文提出了从这些粒子集中估计一个粗略的 $\bar{p}(\mathbf{x}^i(k))$ 作为替代,来获得核窗宽 $h(\mathbf{x}^i(k))$,以求得更加准确的后验概率密度 $\hat{p}(\mathbf{x}^i(k))$ 。而在式(9)中,要计算仍然需要核窗宽 $\bar{h}(\mathbf{x}^i(k))$ 。基于此,本文提出了基于协方差的核窗宽选择方法。

在式(4)中,核函数的剖面函数表达式为 $K(\mathbf{x}) = k(\|\mathbf{x}\|^2)$,同时令 $g(\mathbf{x}) = -k'(\mathbf{x})$,则 $K(\cdot)$ 的影子核 $G(\mathbf{x}) = cg(\|\mathbf{x}\|^2)$, c 为归一化常数^[17]。

对式(4)的分子、分母同时乘以 $1/Nh^d$,则分母变成了 $\hat{p}_K(\mathbf{x}(k))$ (\hat{p} 的下标代表所采用的核函数),同时用影子核 $G(\cdot)$ 替代 $\hat{p}_K(\mathbf{x}(k))$ 中的核函数 $K(\cdot)$,则粒子 $x^i(k)$ 处的均值漂移向量为:

$$M_v(\mathbf{x}^i(k)) = m(\mathbf{x}^i(k)) - \mathbf{x}^i(k) = \frac{h^2 \nabla \hat{p}_K(\mathbf{x}^i(k))}{2/c \hat{p}_G(\mathbf{x}^i(k))}, \quad (13)$$

在核粒子滤波中,进行 Mean-shift 之前有一个白化的过程。因此我们假设这些初级的粒子集其粗略的后验概率密度 $\bar{p}(\mathbf{x}^i(k))$ 服从协方差矩阵为 $\Omega = \sigma^2 \mathbf{I}$ 的正态分布,期望为 $\boldsymbol{\mu}$ 。当采样点较多时,均值漂移向量 $M_v(\mathbf{x}^i(k))$ 的概率极限(probability limit)为:

$$p \lim M_v(\mathbf{x}^i(d)) = -\frac{1}{2/c\sigma^2 + \bar{h}(\mathbf{x}^i(k))^2} (\mathbf{x}^i(k) - \boldsymbol{\mu}), \quad (14)$$

对式(14)进行核窗宽归一化的均值漂移向量取模:

$$\left\| \frac{p \lim M_v(\mathbf{x}^i(k))}{\bar{h}(\mathbf{x}^i(k))} \right\| = \left\| \frac{1}{2/c\sigma^2 + \bar{h}(\mathbf{x}^i(k))^2} (\mathbf{x}^i(k) - \boldsymbol{\mu}) \right\|, \quad (15)$$

当且仅当核窗宽 $\bar{h}(\mathbf{x}^i(k))^2$ 等于协方差矩阵时,归一化的均值漂移向量的模达到最大值。将 $\bar{h}(\mathbf{x}^i(k))$ 带入式(9)可求得粗略的 $\bar{p}(\mathbf{x}^i(k))$ 。

需要注意的是,在计算变窗宽核粒子滤波下的权值时,公式(6)的计算公式如下:

$$q(\mathbf{x}^i(k)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{h^d(\mathbf{x}^i(k))} K\left(\frac{\mathbf{x}^i(k) - \mathbf{x}^i(k)}{h(\mathbf{x}^i(k))}\right), \quad (16)$$

综上所述,变窗宽核函数粒子滤波的算法实现流程如表1所示:

表1 变窗宽的核函数粒子滤波

Tab.1 Variable bandwidth kernel particle filter algorithm

<p>Step 1: 初始化,在 $k=0$ 时刻,根据先验概率 $p(\mathbf{x}_0)$ 采样初始粒子 $\{\hat{\mathbf{x}}^i(0), \hat{\mathbf{w}}^i(0) = 1/N\}_{i=1}^N$, N 为粒子数目;</p> <p>Step 2: For $k=1, 2, \dots$,</p> <p>由 $\{\hat{\mathbf{x}}^i(k-1), \hat{\mathbf{w}}^i(k-1)\}_{i=1}^N$ 一步向前预测生成初始粒子 $\{\hat{\mathbf{x}}^i(k)\}_{i=1}^N$, 计算 $\{\hat{\mathbf{x}}^i(k)\}_{i=1}^N$ 的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{C}}(k)$, 并对 $\hat{\mathbf{C}}(k)$ 做 Cholesky 得到白化参数 $\mathbf{A}(k)$, 其中 $\mathbf{A}(k)\mathbf{A}^T(k) = \hat{\mathbf{C}}(k)$;</p> <p>由公式(7)计算固定窗宽 η, 则经过白化后的粒子为: $\mathbf{x}_w^{(\cdot)}(k) = \hat{\mathbf{x}}^{(\cdot)}(k) + \eta \cdot \mathbf{A}(k) \cdot \mathbf{e}(k)$, 其中 $\mathbf{e}(k) \sim N(0, \mathbf{I}_d)$, \mathbf{I}_d 为单位矩阵;</p> <p>计算粒子集 $\mathbf{x}_w^{(\cdot)}(k)$ 的权值 $\{\mathbf{w}_w^i(k)\}_{i=1}^N$;</p> <p>设置迭代次数 m;</p> <p>For $j=1: m-1$,</p> <p>计算粒子集 $\mathbf{x}_w^{(\cdot)}(k)$ 的协方差矩阵 Ω;</p> <p>令协方差矩阵 $\Omega = \bar{h}(\mathbf{x}^i(k))^2 \mathbf{I}$, 根据式(9)计算粗略后验概率密度 $\bar{p}(\mathbf{x}^i(k))$;</p> <p>计算所有粒子的 $\bar{p}(\mathbf{x}^{(\cdot)}(k))$, 根据式(12)计算参数 λ, 并根据式(11)计算每一粒子的核窗宽 $\{h(\mathbf{x}^{(\cdot)}(k))\}_{i=1}^N$;</p> <p>根据式(4), 得到新粒子:</p> <p>$\{\mathbf{x}_{\text{mean}}^{(\cdot)}(k)\}_{i=1}^N$ Meanshift ($\{\mathbf{x}_w^{(\cdot)}(k)\}_{i=1}^N$, $\{\mathbf{w}_w^{(\cdot)}(k)\}_{i=1}^N$, $\{h(\mathbf{x}^{(\cdot)}(k))\}_{i=1}^N$);</p> <p>在新的核窗宽下再次白化粒子:</p> <p>$\hat{\mathbf{x}}^{(\cdot)}(k) = \mathbf{x}_{\text{mean}}^{(\cdot)}(k) + h(\mathbf{x}_w^{(\cdot)}(k)) \cdot \mathbf{A}(k) \cdot \mathbf{e}'(k)$;</p> <p>重新计算粒子权值: 根据式(5)对粒子 $\hat{\mathbf{x}}^{(\cdot)}(k)$ 的权值进行重新计算, 得到新的权值 $\{\hat{\mathbf{w}}^i(k)\}_{i=1}^N$, 其中在式(5)中的分母计算方式采用式(16);</p> <p>令 $\mathbf{x}_w^{(\cdot)}(k) = \hat{\mathbf{x}}^{(\cdot)}(k)$, $\mathbf{w}_w^{(\cdot)}(k) = \hat{\mathbf{w}}^i(k)$; 迭代计算, 直到 $j=m-1$;</p> <p>计算跟踪结果 $\hat{\mathbf{x}}_{\text{result}}(k) = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}^i(k) \hat{\mathbf{w}}^i(k)$;</p> <p>Step 3: $k=k+1$, 跳转到 Step 2.</p>

通过以上分析,可以看到基于协方差的变窗宽核粒子滤波方法是一个逐渐逼近的过程,该方法能够根据粒子集合的结构特点,在核密度估计过程中,调节自身的窗宽。通过不断的迭代,实现对后验概率密度模型的寻找,使得粒子集能够向最大后验概率密度模型的高似然区域移动,这些新获取的高级粒子集更能准确地反映系统的后验概率模型,进而显著提高光电目标跟踪性能。

4 实验结果及其分析

为了验证该算法的有效性,本文采用两个光电目标跟踪的实例进行实验。

首先采用文献 [4] 中的光电目标运动系统作为实验对象。该系统是一个非常经典的用于粒子滤波目标跟踪的实例,描述了光电目标在一维空间的运动场景:即在一维空间内目标的运动轨迹曲线随着时间步长 k 的推移在不断的递推变化。图 1 为光电目标的运动轨迹和观测到的测量值。该光电目标运动的状态方程和观测方程分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = \frac{1}{2} + 25 \frac{\mathbf{x}(k-1)}{1+x^2(k-1)} + 8\cos(1.2k) + v(k-1) \\ \mathbf{z}(k) = \frac{x^2(k)}{20} + w(k) \end{cases}, \quad (17)$$

其中, $v(k-1)$ 和 $w(k)$ 分别为均值为 0 方差为 $Q(k-1)=10$ 和 $R(k)=1$ 的高斯噪声,初始状态 $\mathbf{x}(0)=0$, 这里分别采用 200 个粒子,进行 50 次观测,并进行 100 次蒙特卡罗试验。分别采用 PF、UPF、KPF、以及本文提出的 VBKPF 进行实验。图 2 为四种粒子滤波进行 100 次蒙特卡罗试验的跟踪误差。

从图 2 中可以看出,UPF、KPF 以及 VBKPF 由于在产生预测粒子时采用了最新的观测数据,因此对状态的估计精度要明显高于标准的 PF。由于 KPF 和 VBKPF 采用了核密度估计,使得粒子集能够向最大后验概率密度模型的高似然区域移动,其性能优于 UPF 粒子滤波器。而采用变窗宽方法的 VBKPF 能够进一步的提高核密度估计的精度,其跟踪结果优于 KPF。表 2 给出了各个算法的均方误差的均值和方差。

表 2 状态均方误差的均值、方差

Tab. 2 Means and variances of MSE

算法类型	MSE	
	Mean	Var
PF	8.894 8	0.038 5
UPF	6.749 8	0.028 9
KPF	4.357 4	0.021 6
VBKPF	3.959 0	0.022 9

例 2: 在实验中,我们选择一个小噪声系统在

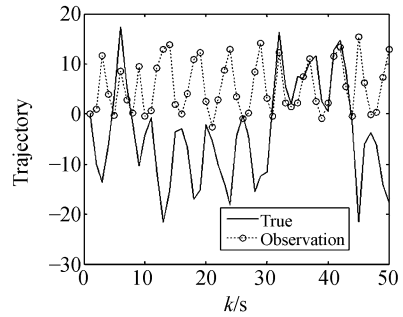


图 1 目标的运行轨迹和观测

Fig. 1 Trajectory and observation of target

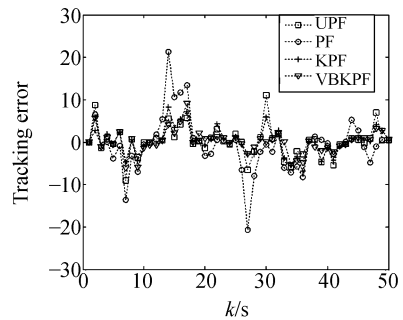


图 2 四种不同算法的跟踪误差

Fig. 2 Tracking errors of different methods

二维空间 X - Y 平面内以常速度(CV)运动的光电目标作为实验对象。与光电目标运动有关的变量参数有该目标物的运动坐标 x 和 y , 以及沿着坐标轴分解得到的在 X 轴和 Y 轴方向的目标运行速度 \dot{x} 和 \dot{y} , 它们共同组成系统的状态变量 $\mathbf{x}(k) = (x, \dot{x}, y, \dot{y})^T$ 。目标运动的起始位置服从均值为 $\bar{\mathbf{x}}(0)$ 方差为 $\mathbf{C}(0)$ 的高斯分布, 其中, $\bar{\mathbf{x}}(0) = (5, 0.5, 5, -0.5)^T$, $\mathbf{C}(0) = \text{diag}(1, 0.1, 1, 0.1)$ 。目标运动的状态变化方程为:

$$\mathbf{x}(k) = \Phi \mathbf{x}(k-1) + \Gamma \mathbf{w}(k), \quad (18)$$

$$\text{其中状态转移矩阵 } \Phi = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \Gamma =$$

$$\begin{pmatrix} 0.5 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0.5 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{系统状态噪声 } \mathbf{w}(k) = (\omega_x, \omega_y)^T \text{ 是}$$

均值为 0 方差为 $\mathbf{Q} = q^2 \mathbf{I}_2$ 的高斯噪声, $q = 0.002$, \mathbf{I}_2 是一个 2×2 的单位矩阵。

作为整个系统输入的观测变量 $z(k) = (x_{\text{observation}}, y_{\text{observation}})^T$ 代表从 X-Y 坐标系内观测到的目标运动轨迹,对其描述采用观测到的目标所处的位置坐标 $x_{\text{observation}}$ 和 $y_{\text{observation}}$:

$$z(k) = \Psi x(k) + v(k), \quad (19)$$

观测方程 $\Psi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, 观测噪声 $v(k)$ 是均

值为 0 方差为 $R = r^2 I_2$ 的高斯噪声,其中 $r = 0.05$, I_2 是一个 2×2 的单位矩阵。观测噪声 $v(k)$ 和状态噪声 $w(k)$ 相互独立且不相关。

假设目标运动的起始位置的真值为 $x(0) = (5.3, 0.43, 4.5, -0.52)^T$ 。在实验中,进行 50 次观测,时间间隔为 1 s,分别采用 PF、KPF 和 VBKPF 对光电目标进行跟踪。其中 PF 采用 200 个粒子,KPF 采用 80 个粒子迭代 3 次,VBKPF 采用 40 个粒子(PF 的 20% 粒子数目)迭代 3 次,进行 100 次蒙特卡罗试验。图 3 和图 4 分别为目标在 X 方向和 Y 方向的位置估计平均误差。

从图 3 和图 4 中我们可以看到,由于系统的状态噪声和观测噪声方差都很小,PF 中粒子集在状态空间很快的退化到一个单值点,因此跟踪效果较差。采用基于协方差的变窗宽核粒子滤波,能够针对粒子集合的特点,提高了核密度估计的

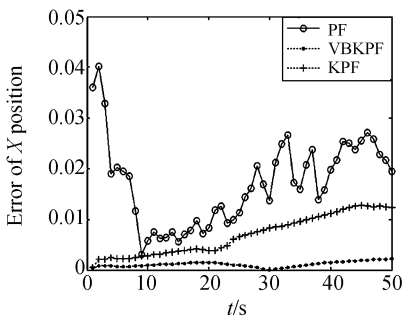


图 3 X 方向的位置估计平均误差

Fig. 3 Average tracking errors of X position

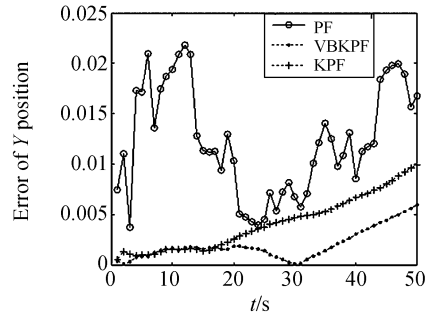


图 4 Y 方向的位置估计平均误差

Fig. 4 Average tracking errors of Y position

精度,使得迭代后的新粒子分布更能体现系统后验概率模型,因此跟踪性能优于 KPF。另一方面,VBKPF 仅需要 KPF 一半的粒子就能够取得较好的跟踪性能,从另一个方面体现了跟踪的效率。

5 结 论

针对核粒子滤波在迭代寻找后验概率密度模型的过程中,仅仅依靠人为经验给出核窗宽变化规则影响核密度估计的精度,从而降低整个粒子滤波跟踪性能的问题,提出了一种基于协方差的变窗宽核粒子滤波方法。该方法通过粒子集的协方差矩阵来估计粗略的核窗宽及其粗略的后验概率密度,然后根据粒子集结构的特点来调节自身的核密度估计窗宽,提高核密度的估计精度,迭代使得粒子能够通过变窗宽的核密度估计向后验概率密度的真实分布移动,这些新获取的高级粒子集更能反映系统的后验概率模型,进而显著提高光电目标跟踪性能。实验结果表明,在小噪声动态系统中,本文提出的变窗宽核函数粒子滤波在光电目标跟踪的性能和效率(PF 的 20% 粒子数目)上都优于传统的 PF、UPF 以及 KPF 等方法。

参考文献:

- [1] DJURICJ P M, VEMULA M, BUGALLO M F. Target tracking by particle filtering in binary sensor networks [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2008, 56(2): 2229-2238.
- [2] 陈浩,谭久彬. 一种用于光电目标跟踪的非线性滤波算法 [J]. *光学精密工程*, 2006, 14(5): 917-921.

- CHEN H, TAN J B. Nonlinear filtering algorithm for improving opto-electric target tracking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(5): 917-921. (in Chinese)
- [3] 姚军,蒋晓瑜,等. 使用粒子滤波器实现电子稳像 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(5): 1105-1109.
- YAO J, JIANG X Y, et al.. Digital image stabilization based on particle filter [J]. *Opt. Precision*

- Eng., 2009, 17(5):1105-1109. (in Chinese)
- [4] SANJEEV M, MASKELL S. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2002, 50(2):174-188.
- [5] CHANG C, ANSARI R. Kernel particle filter for visual tracking [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing Letters*, 2005, 12:242-245.
- [6] SMITH L, AITKEN V. The auxiliary extended and auxiliary unscented kalman particle filters [C]. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 2007:1626-1630.
- [7] MUSSO C, OUDJANE N, LEGLAND. *Improving Regularised Particle Filters* [M]. In *Sequential Monte Carlo Methods In Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [8] MERWE R V, DOUCET A. *The Unscented Particle Filter* [M]. Boston: MIT, 2000.
- [9] CHANG C, ANSARI R, KHOKHAR A. Multiple object tracking with kernel particle filter [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005:1217-1220.
- [10] JOACHIM S, JANNIK F, BOGDAN K. Kernel particle filter for real-time 3D body tracking in monocular color images [C]. *Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2006:597-606.
- [11] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25:564-577.
- [12] 赵鹏, 沈庭芝, 单宝堂. 一种基于粒子滤波的无人机电视导引系统目标跟踪算法 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(1):135-140.
ZHAO P, SHEN T ZH, SHAN B T. An object tracking algorithm for TV guiding system of UAV based on particle filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1):135-140. (in Chinese)
- [13] CHENG Y. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1995, 17(8):790-799.
- [14] WAND M, JONES M. *Kernel smoothing* [M]. London: Chapman and Hall, 1995.
- [15] LOADER L. Bandwidth selection: classical or plug-in [J]. *The annals of statistics*, 1999, 27: 415-438.
- [16] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. The variable bandwidth mean shift and data-driven scale selection [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2001:438-445.
- [17] STOKER T. Smoothing bias in density derivative estimation [J]. *J. Am. Statistical Assoc.*, 1993, 88:855-863.

作者简介:



李 甫(1982—),男,陕西丹凤人,博士研究生,2004年于西安电子科技大学获得学士学位,主要从事光电目标跟踪、非线性信号处理等方面的研究。E-mail: fuli@mail.xidian.edu.cn



张 犁(1968—),男,陕西西安人,副教授,1989年、1996年于西安电子科技大学分别获得学士、硕士学位,主要研究方向为遥感图像处理、高速数字处理算法的硬件实现与移动运算电路的研究。E-mail: zhang1_li2@xidian.edu.cn



齐 飞(1977—),男,河北栾城人,副教授,2000年于西北工业大学获学士学位,2007年于清华大学获博士学位,主要研究方向为计算机视觉、目标跟踪、无线传感器网络等。E-mail: fred.qi@ieee.org

导师简介:



石光明(1965—),男,江西南昌人,教授,博士生导师,1985年、1988年、2002年于西安电子科技大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事目标跟踪、图像处理 and 计算机视觉等方面的研究。E-mail: gmshi@xidian.edu.cn