

## 粒子滤波进展与展望

杨小军<sup>1,2</sup>, 潘泉<sup>1</sup>, 王睿<sup>1</sup>, 张洪才<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072; 2. 西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 粒子滤波器是基于序贯 Monte Carlo 仿真方法的非线性滤波算法, 本文对粒子滤波器的研究现状和研究进展做了综述, 详细论述了粒子滤波原理、收敛性、应用及进展. 首先在 Bayes 框架内分析了序贯重要性采样原理, 重要性分布函数的选择, 以及重采样方法, 总结了粒子滤波器发展过程中的各种改进策略和新变种, 讨论了粒子滤波器在各个领域的应用及进展, 最后介绍了粒子方法的新发展, 新动态, 并对未来发展方向做了进一步的展望.

**关键词:** Bayes 估计; 粒子滤波器; 最优滤波; 序贯 Monte Carlo 方法

**中图分类号:** TP14      **文献标识码:** A

## Development and prospect of particle filtering

YANG Xiao-jun<sup>1,2</sup>, PAN Quan<sup>1</sup>, WANG Rui<sup>1</sup>, ZHANG Hong-cai<sup>1</sup>

(1. Collage of Automaton, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China;

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** Particle filtering is a sequential Monte Carlo simulation based on nonlinear filtering algorithm. An overview of the status and development of research on particle filtering is presented. The principle, convergence, application and evolution of particle filtering are described in detail. First, the principle of sequential importance-sampling, the choice of importance distribution function, and the method of re-sampling are analyzed within Bayesian framework. Secondly, the improvement methods and novel variations of particle filtering are then summarized. Thirdly, the application and development in various areas are reviewed. Fourthly, the novel extension and trends of particle filtering are illustrated. Finally, further research prospects are introduced.

**Key words:** Bayesian estimation; particle filtering; optimal filtering; sequential Monte Carlo methods

### 1 引言 (Introduction)

非线性非高斯状态空间模型的最优估计在信号处理、自动控制、金融、无线通讯等领域具有重要的应用, 在 Bayes 框架下, 最优滤波就是基于所有量测信息构造状态的后验概率分布函数 (PDF), 状态的各种估计值, 如均值, 协方差等都可从 PDF 获得. 对线性高斯状态空间模型, 最优滤波就是 Kalman 滤波器, 对有限状态空间隐 Markov 模型 (HMM), 使用 HMM 滤波器或者连接树方法可得到 PDF 的解析解, 然而对大量实际中出现的非线性非高斯模型, 不可能得到 PDF 的解析解. 从 20 世纪 60 年代开始, 出现了各种逼近方法, 如扩展 Kalman 滤波器 (EKF)<sup>[1]</sup>、高斯混合滤波器<sup>[2]</sup>、交互式多模型 (IMM)<sup>[3,4]</sup> 等次优滤波器以及一些数值方法<sup>[5]</sup>, 但算法的稳定性、精度等问题很难满足实际要求. 在 20 世纪 50 年代, 出现了一种被称为“序贯重要性采样 (SIS)”的 Monte Carlo 方

法<sup>[6]</sup>, 它通过离散的随机测度逼近概率分布, 并且被应用到物理和工程领域<sup>[7,8]</sup>. 然而由于高度的计算复杂性和退化问题, 相当长一段时间内 SIS 算法没有多大进展. 直到 1993 年 Gordon 提出了重采样 (resampling) 概念<sup>[9]</sup>, 克服了早期算法的退化问题, 出现了第一个可操作的 Monte Carlo 滤波器. 现代计算技术使 Monte Carlo 滤波方法得到迅速发展<sup>[10,11]</sup>, 这些 Monte Carlo 滤波方法, 在各种领域分别被称为 bootstrap<sup>[9]</sup>, 适者生存 (survival of the fittest)<sup>[12]</sup>, 凝聚算法 (CONDENSATION)<sup>[13]</sup>, 序贯 Monte Carlo 方法<sup>[10,11]</sup> 等, 现在通称为粒子 (particle) 滤波器 (PF)<sup>[14]</sup>. 现代计算技术的发展以及粒子方法具有的巨大潜力使得粒子滤波器成为当前一个非常活跃的研究领域, Doucet 等<sup>[11]</sup>、Liu 等<sup>[10]</sup>、Arulampalam 等<sup>[15]</sup> 对这方面的研究作了总结, Doucet 等编辑出版了论文集 “Sequential Monte Carlo Methods in Practice” 对粒子

滤波器作了详细报道<sup>[14]</sup>,粒子滤波器在国内也得到广泛的关注和研究.

本文首先对粒子滤波器的原理及收敛性进行了详细综述,分析了存在的问题,然后总结了粒子滤波器的各种新的改进和变种以及粒子滤波器在各个领域的应用,最后讨论了粒子方法发展中出现的新思路,介绍了粒子方法在滤波和估计领域外的一些应用,并提出了进一步的研究展望.

## 2 粒子滤波原理和收敛性 (Principle and convergence of particle filtering)

### 2.1 粒子滤波原理 (Principle of particle filtering)

动态系统可以用状态空间模型表示为

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}), \quad (1)$$

$$y_k = h_k(x_k, \omega_k). \quad (2)$$

$x_k$  表示系统状态,  $y_k$  表示量测,  $v_k, \omega_k$  为独立同分布 (i. i. d.; independently identical distribution) 的系统噪声和观测噪声. 假设  $x_k$  服从一阶 Markov 过程, 给定  $x_k$ , 量测序列  $y_k$  相互独立, 初始状态  $x_0$  的先验分布为  $p(x_0)$ , 设  $x_{0:k} = \{x_0, x_1, \dots, x_k\}$ ,  $y_{1:k} = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ , 由 Bayes 公式

$$p(x_k | y_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1}) dx_{k-1}, \quad (3)$$

$$p(x_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})}. \quad (4)$$

其中  $p(y_k | y_{1:k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1}) dx_k$ .

迭代关系式(3)(4)构成了最优 Bayes 解,但其解析解只对有限的模型成立, EKF、高斯混和、网格方法<sup>[16]</sup>等逼近方法估计精度有限. 利用 Monte Carlo 方法,如果能从  $p(x_{0:k} | y_{1:k})$  抽取  $N$  个 i. i. d 的样本  $\{x_{0:k}^{(i)}\}$ , 状态的 PDF 可以用经验分布逼近为

$$\hat{p}(x_{0:k} | y_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}). \quad (5)$$

但通常不可能直接从状态的 PDF 采样, Bayes 重要性采样 (IS) 方法<sup>[17]</sup> 从一个容易采样的重要性分布函数  $q(x_{0:k} | y_{1:k-1})$  中独立抽取  $N$  个样本  $\{x_{0:k}^{(i)}; i = 1, \dots, N\}$ , 状态的 PDF 逼近为

$$\begin{cases} \hat{p}(x_{0:k} | y_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}), \\ \tilde{\omega}_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}. \end{cases} \quad (6)$$

其中  $\omega_k(x_{0:k}) = \frac{p(y_{1:k} | x_{0:k}) p(x_{0:k})}{q(x_{0:k} | y_{1:k})}$  称为重要性权.

为了递推估计, 选取重要性分布函数为

$$q(x_{0:k} | y_{1:k}) = q(x_{0:k-1} | y_{1:k-1}) q(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k}). \quad (7)$$

从  $q(x_k | x_{0:k-1}^{(i)}, y_{1:k})$  中抽取样本  $x_k^{(i)}$ , 重要性权  $\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(y_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)} | x_{0:k-1}^{(i)}, y_{1:k})}$ , 称为序贯重要性采样 (SIS)<sup>[10,11]</sup>.

为获得较好的估计, 重要性分布应接近真实状态后验分布, 因此重要性权的方差越小越好. 然而对式(7)这样的重要性分布, Kong, Liu, Wong 等已证明重要性权的方差随着时间增大<sup>[18]</sup>, 在极端情况下, 经过若干次迭代后, 某个权可能趋于 1, 其余的权都趋于 0, 这称为权的退化现象, 权的退化程度可以用有效样本数  $N_{\text{eff}}$  度量, 其估计值<sup>[18]</sup> 为  $\hat{N}_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\tilde{\omega}_k^{(i)})^2$ .

为减轻权的退化, 一个关键的步骤是重要性分布函数的选择, 在条件  $x_{0:k-1}^{(i)}$  和  $y_{0:k}$  下, 使权的方差最小的分布是  $q(x_k | x_{0:k-1}^{(i)}, y_{1:k}) = p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, y_k)$ , 称为最优重要性分布函数<sup>[11,18]</sup>, 最简单的重要性分布函数是状态的先验转移分布  $p(x_k | x_{k-1})$ , 称为 Bootstrap 滤波器<sup>[9]</sup>.

由于 SIS 算法的退化不可避免, Gordon 提出对样本重新采样<sup>[9]</sup>, 繁殖重要性权高的粒子, 淘汰权低的粒子, 从而抑制退化现象. 最常用的重采样方法是采样—重要性重采样 (SIR) 方法<sup>[9,11]</sup>, 其他方法还有残差采样<sup>[10]</sup>、最小方差采样<sup>[19]</sup>等.

SIS 和重采样就构成通常的 SIR 粒子滤波器, PF 利用状态空间的一组带权的随机样本 (粒子) 逼近状态变量的 PDF, 每个样本代表系统的一个可能状态, 是基于 Monte Carlo 仿真的方法, 具有较好的鲁棒性, 适用于强非线性非高斯问题, 使用适当的重采样方法, 计算复杂度为  $O(N)$ <sup>[11]</sup>.

### 2.2 粒子滤波器的收敛性 (Convergence of particle filtering)

Berzuini 等对 SIR 算法建立了中心极限定理<sup>[20]</sup>, Crisan 等从两方面建立了更一般性的收敛结果<sup>[21]</sup>,

一个是 PF 产生的经验分布  $\hat{p} = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)})$  几乎肯定收敛 (弱收敛) 于状态后验分布  $p(x_{0:k} | k_{1:k})$ . 另一个是状态估计均方误差的收敛性, 即对  $\forall t \geq 0$ , 存在独立于  $N$  的常数  $c_t$ , 对任意有界可测函数  $f_t$ :

$$\begin{aligned} E \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_t(x_{0:t}^{(i)}) - \int f_t(x_{0:t}) p(x_{0:t} | y_{1:t}) dx_{0:t} \right]^2 \leq \\ c_t \frac{\|f_t\|^2}{N}. \end{aligned} \quad (8)$$

这个结论表明,在较弱的假设下,PF的收敛率为 $\frac{1}{N}$ ,且独立于状态空间的维数.然而 $c_i$ 通常随时间指数增加,在一些更强的假设下,可以得到一致收敛性结果<sup>[21]</sup>

$$E\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n f_i(x_{0:t}^{(i)}) - \int f_i(x_{0:t})p(x_{0:t}|y_{1:t})dx_{0:t}\right]^2 \leq \frac{c\|f_i\|^2}{N} \quad (9)$$

已有结果表明<sup>[22]</sup>,在某些条件下,随着时间 $k$ 的增加,如果 $N$ 以 $k^2$ 增加,则逼近误差保持稳定,然而对固定的 $N$ ,误差是否稳定,还没有一般性的结论.

### 3 粒子滤波器的新变种(Variation of particle filtering)

由于PF存在的退化问题,在研究和发展过程中,PF算法得到许多改进,这些改进主要围绕增加粒子的多样性和重要性分布函数的选择,PF的一些重要的变种有

#### 1) MCMC 改进策略.

PF的重采样抑制了权的退化,但也引入了其它问题,重采样后,粒子不再独立,简单的收敛性结果不再成立,具有较高权的粒子被采样多次,粒子丧失了多样性,极端情况下,经过若干次迭代后,所有粒子都坍塌到一个点上,这称为粒子的贫化.

重采样带来的粒子贫化问题使得表示状态PDF的粒子个数太少而不充分,无限增大粒子个数又不现实,Gordon等人提出对每个样本点增加高斯扰动,或者每次采样 $kN$ 个样本,再从中重采样 $N$ 个粒子<sup>[9]</sup>,这些方法可以增加粒子的多样性,但存在着计算量过大甚至滤波器发散的问题<sup>[23]</sup>.

马尔可夫链蒙特卡洛(MCMC)方法<sup>[23]</sup>通过构造Markov链产生来自目标分布的样本,并且具有很好的收敛性,设粒子 $\{\tilde{x}_{0,k}^{(i)}\}$ 服从PDF $p(\tilde{x}_{0,k}^{(i)}|y_{1,k})$ ,对每个粒子 $\{\tilde{x}_{0,k}^{(i)}\}$ 运用一个稳态分布为 $p(x_{0,k}|y_{1,k})$ 的Markov转移Kernel $K(x_{0,k}|\tilde{x}_{0,k})$ 使得 $\int K(x_{0,k}|\tilde{x}_{0,k})p(\tilde{x}_{0,k}|y_{1,k})d\tilde{x}_{0,k} = p(x_{0,k}|y_{1,k})$ ,则新粒子 $\{\tilde{x}_{0,k}^{(i)}\}$ 仍服从同样的PDF<sup>[24]</sup>.在SIS的每次迭代中,结合MCMC使粒子能够移动到不同地方,从而可以避免贫化现象,而且Markov链能将粒子推向更接近状态PDF的地方,使样本分布更合理.MCMC有许多方法,常用的有Gibbs采样器和Metropolis-Hasting方法<sup>[23,24]</sup>.

#### 2) Unscented 粒子滤波器(UPF).

Unscented Kalman 滤波器(UKF)是Julier等

人<sup>[25]</sup>提出的,EKF使用一阶Taylor展式逼近非线性项,用高斯分布近似状态分布,UKF类似于EKF,用高斯分布逼近状态分布,但不需要线性化,只使用少数几个称为Sigma点的样本,这些点通过非线性模型后,所得均值和方差能够精确到非线性项Taylor展式的二阶项,从而对非线性滤波精度更高.Merwe等人<sup>[26]</sup>提出使用UKF产生PF的重要性分布,称为Unscented粒子滤波器(UPF),由UKF产生的重要性分布与真实状态PDF的支集重叠部分更大,估计精度更高.

#### 3) 辅助粒子滤波器(APF)<sup>[27]</sup>.

Pitt等人引入辅助变量,从如下的联合分布中采样粒子和辅助变量 $k$ :

$$q(x_t, k | x_{0:t-1}, y_{1:t}) \propto p(y_t | u_t^{(k)}) \cdot p(x_t | x_{t-1}^{(k)})p(x_{1:t-1}^{(k)} | y_{1:t-1}) \quad (10)$$

其中 $u_t^{(k)}$ 为状态转移先验概率的均值,众数或某个样本.其基本思想是在采样之前,先做重采样(选择),利用 $t$ 时刻的信息,将 $t-1$ 时刻最有前途(预测似然大)的粒子扩展到 $t$ 时刻,从而增加了粒子的多样性,减小了重要性权的方差.与SIR滤波器相比,当粒子的似然度位于先验分布的尾部或似然函数形状比较狭窄时,APF能产生更精确的估计.

#### 4) Rao-Blackwellised 粒子滤波器(RBPF)<sup>[28]</sup>.

在维数很高的状态空间采样时,PF的效率很低.对某些状态空间模型,状态向量的一部分在其余部分的条件下的后验分布可以用解析方法求得,例如某些状态是条件线性高斯模型,可用Kalman滤波器得到条件后验分布,对另外部分状态用PF,从而得到一种混合滤波器,降低了PF采样空间的维数,RPBF样本的重要性权的方差远远低于SIR方法的权的方差.

#### 5) 正则化粒子滤波器(RPF).

通常的重采样是在离散分布中采样,Musso等提出RPF<sup>[29]</sup>,从连续分布 $\hat{p}(x_k | y_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} K_h(x_k - x_k^{(i)})$ 中重采样,可以缓解粒子贫化问题.其中 $K_h(x) = \frac{1}{h^{n_x}} K(\frac{x}{h})$ 是尺度可调节的Kernel密度, $h > 0$ 为带宽, $n_x$ 为 $x$ 的维数.RPF在弱意义下收敛于最优滤波器,收敛率为 $h^2 + 1/\sqrt{N}$ ,在强 $L^1$ 意义下,估计误差比例于 $h^2 + 1/\sqrt{Nh^{n_x}}$ .

#### 6) 高斯及高斯和粒子滤波器<sup>[30,31]</sup>.

高斯粒子滤波器用一个高斯分布逼近目标后验

分布,如同 EKF, 高斯粒子滤波器也假定目标分布是高斯分布,但不做线性化,通过粒子方法计算均值和方差,该方法比标准的 PF 容易执行,而性能又优于 EKF. 高斯和粒子滤波器使用一批高斯粒子滤波器通过加权高斯和分布逼近目标后验分布,结合了高斯混合滤波器及 PF 的优点.

其他的改进还有 Higuchi 等将遗传算法与 PF 算法结合<sup>[32]</sup>,使用遗传算子操作重采样后的样本以增加样本多样性,称为遗传粒子滤波器. 国内学者提出的高斯-厄米特粒子滤波器,用一簇高斯-厄米特滤波器来产生重要性概率密度函数,在系统状态转移概率的基础上融入了最新的观测数据,性能优于标准的 PF<sup>[33]</sup>. Bruno 对杂波图像序列中的多形态目标跟踪问题提出了一种新的 Bayes 粒子算法<sup>[34]</sup>,跟踪算法结合了背景杂波、目标动态以及目标形态变化的统计模型, Huang 等提出一种新的混合重要性函数,结合了先验和后验分布的优点<sup>[35]</sup>, Hong 等提出一种残差重采样方法,通过使用“particle-tagging”方法,能有效补偿高速粒子滤波器重采样步骤中有限精度量化的误差<sup>[36]</sup>.

#### 4 粒子滤波器的应用领域 (Application area of particle filtering)

在现代目标跟踪领域,由于实际问题的复杂性,所面对的更多的是非线性非高斯问题, Hue 等把 PF 推广到多目标跟踪和数据关联<sup>[37]</sup>, Gordon 等对杂波中的目标跟踪问题提出混合粒子滤波器<sup>[38]</sup>, McGinnity 等提出机动目标跟踪的多模型粒子滤波器<sup>[39]</sup>, Doucet 等对跳跃 Markov 系统状态估计提出了更有效的 PF 算法<sup>[24]</sup>, Guo 把 PF 用于传感器网络下的协同跟踪<sup>[40]</sup>, Freitas 等用 PF 训练神经网络<sup>[41]</sup>, Srivastava 等把 PF 用于自动目标识别<sup>[42]</sup>, Fox 等把 PF 用于移动机器人定位<sup>[43]</sup>, Ward 等提出语音源定位的 PF 算法<sup>[44]</sup>, Orton 等对来自多个传感器的无序量测提出基于 PF 的多目标跟踪和信息融合方法<sup>[45]</sup>, Penny 等使用 PF 实现多传感器资源最优管理和部署<sup>[46]</sup>, Hernandez 等结合 PF、数据融合和优化算法实现多传感器资源管理<sup>[47,48]</sup>. 研究表明 PF 是解决此类非线性问题的有力工具之一.

PF 在计算机视觉、可视化跟踪领域被称为凝聚算法 (CONDENSATION)<sup>[13]</sup>, 该领域是 PF 的一个非常活跃的应用领域, Bruno 提出图像序列中目标跟踪的 PF 算法<sup>[34]</sup>, Maskell 等提出基于图像传感器多目标跟踪的 PF 算法<sup>[49]</sup>. 在听觉视觉联合目标定位和跟踪方面, Vermaak 等利用 PF 提出声音和视觉

融合的集成跟踪<sup>[50]</sup>, Zotkin 等使用 PF 将来自多个摄像机和麦克风组的视觉听觉信息融合跟踪移动目标<sup>[51]</sup>. 在粒子滤波算法下一些传统的难点问题如目标检测、遮挡、交叉、失跟等得到了更好的结果.

在无线通讯中 PF 被广泛用于信道盲均衡、盲检测、多用户检测等方面, 文献[52]详细回顾了 PF 在通讯中的应用. 其它的应用领域还有机器人视觉跟踪<sup>[53]</sup>、导航<sup>[54]</sup>、图象处理<sup>[13]</sup>、生物信息<sup>[55]</sup>、故障诊断和过程控制<sup>[56]</sup>、金融数据处理<sup>[57]</sup>等. 研究表明在有关非高斯非线性系统的数据处理和分析领域 PF 都具有潜在的应用价值.

值得一提的是国内学者在 PF 的研究上也取得许多成果,莫等利用 PF 算法提出一种混合系统状态监测与诊断的新方法<sup>[58]</sup>, Chen 等利用 PF 预测非线性系统状态分布,获得故障预测概率<sup>[59]</sup>, Li 等提出基于 PF 的可视化轮廓跟踪方法<sup>[60]</sup>, Shan 等提出基于 PF 的手形跟踪识别方法<sup>[61]</sup>, Hu 等提出闪烁噪声下的 PF 跟踪算法<sup>[62]</sup>等,这些工作推动了 PF 在国内的研究.

#### 5 粒子方法的新发展 (New development of particle methods)

粒子滤波器采用一组随机粒子逼近状态的后验概率分布,有可能用粒子逼近平滑分布,由于重采样使得粒子丧失多样性,直接由滤波分布边缘化得到的平滑分布效果很差, Doucet 等在文献[24]中应用 MCMC 方法增加样本多样性用于固定延迟平滑取得好的效果, Fong 等把 RBPF 推广到粒子平滑器,并用于语音信号处理<sup>[63]</sup>.

在 PF 的性能优化方面,目前大多优化某个局部的性能指标,如重要性权的方差等, Doucet 等使用随机逼近对 PF 关于某个全局性能指标进行在线优化<sup>[64]</sup>, Chan 等人进一步利用 SPSA 随机优化方法优化 PF<sup>[65]</sup>,避免了梯度的计算. 为了减少计算量使得 PF 能用于实时数据处理, Foxt 提出了粒子个数可变的自适应粒子滤波器<sup>[66]</sup>, Kwok 等把粒子划分为小的集合,每个小样本集可以进行实时处理,采用加权和方法逼近状态后验分布<sup>[67]</sup>, Brun 等提出 PF 的并行结构算法以获得在线实时应用<sup>[68]</sup>.

最近几年,粒子方法出现了又一些新的发展,一些领域用传统的分析方法解决不了的问题,现在可以借助基于粒子仿真的方法来解决. 在动态系统的模型选择、故障检测、诊断方面,出现了基于粒子的假设检验、粒子多模型、粒子似然度比检测等方法. 在参数估计方面,通常把静止的参数作为扩展的状

态向量的一部分,但是由于参数是静态的,粒子会很快退化成一样本,为避免退化,常用的方法有给静态参数人为增加动态噪声<sup>[9]</sup>以及 Kernel 平滑方法<sup>[69]</sup>,而 Doucet 等提出的点估计方法避免对参数直接采样,在粒子框架下使用最大似然估计 (ML) 以及期望值最大 (EM) 算法直接估计未知参数<sup>[70]</sup>. 在随机优化方面,出现了基于粒子方法的梯度估计算法,使得粒子方法也用于最优控制等领域. Andrieu, Doucet 等在文献[70]中详细回顾了粒子方法在变化检测、系统辨识和控制中的应用及理论上的一些最新进展,许多仅仅在几年前不能解决的问题现在可以求助于这种基于仿真的粒子方法.

## 6 总结与展望 (Summarization and prospect)

目前粒子滤波器的研究已取得许多可喜的进展,应用范围也由滤波估计扩展到新的领域,作为一种新方法,粒子方法还处于发展之中,还存在许多有待解决的问题,例如随机采样带来 Monte Carlo 误差的积累甚至导致滤波器发散、为避免退化和提高精度而需要大量的粒子使得计算量急剧增加、粒子方法是否是解决非线性非高斯问题的万能方法还值得探讨. 此外粒子滤波器还只是停留在仿真阶段,全面考虑实际中的各种因素也是深化 PF 研究不可缺少的一个环节. 尽管如此,在一些精度要求高而经典的分析方法又解决不了的场合,这种基于仿真的逼近方法发挥了巨大潜力,而现代计算机和并行计算技术的迅速发展又为粒子方法的发展和應用提供了有力支持,相信粒子滤波器的研究将朝着更深,更广的方向发展.

## 参考文献 (References):

- [1] JAZWINSKI A H. *Stochastic Processes and Filtering Theory* [M]. New York: Academic Press, 1970.
- [2] ANDERSON B D, MOORE J B. *Optimal Filtering* [M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1979.
- [3] BLOM H A P, BAR-SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1988, 33(8): 103 - 123.
- [4] 潘泉,戴冠中,张洪才. 交互式多模型滤波器及其并行实现研究[J]. *控制理论与应用*, 1997, 14(4): 544 - 550. (PAN Quan, DAI Guanzhong, ZHANG Hongcai. Parallel implementation of interacting multiple models algorithm [J]. *Control Theory & Applications*, 1997, 14(4): 544 - 550.)
- [5] BUCY R S, SENNE K D. Digital synthesis of nonlinear filters [J]. *Automatica*, 1971, 7(3): 287 - 298.
- [6] HAMMERSLEY J M, MORTON K W. Poor man's Monte Carlo [J]. *J of the Royal Statistical Society B*, 1954, 16(1): 23 - 38.
- [7] HANDSCHIN J E, MAYNE D Q. Monte Carlo techniques to estimate the conditional expectation in multi-stage non-linear filtering [J]. *Int J Control*, 1969, 9(5): 547 - 559.
- [8] ZARITSKII V S, SVETNIK V B, SHIMELEVICH L I. Monte-Carlo techniques in problems of optimal information processing [J]. *Automation and Remote Control*, 1975, 36(3): 2015 - 2022.
- [9] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings-F*, 1993, 140(2): 107 - 113.
- [10] LIU J S, CHEN R. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems [J]. *J of the American Statistical Association*, 1998, 93(443): 1032 - 1044.
- [11] DOUCET A, GODSILL S, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(1): 197 - 208.
- [12] KANAZAWA K, KOLLER D, RUSSELL S J. Stochastic simulation algorithms for dynamic probabilistic networks [C] // *Proc of the 11th Annual Conference on Uncertainty in AI*. Canada: Morgan Kaufmann Publishers, 1995: 346 - 351.
- [13] ISARD M, BLAKE A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5 - 28.
- [14] DOUCET A, de FREITAS J F G, GORDON N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice* [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [15] 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.
- [16] BUCY R S. Bayes theorem and digital realization for nonlinear filters [J]. *J of Astronautical Sciences*, 1969, 17(2): 80 - 94.
- [17] GEWEKE J. Bayesian inference in econometrics models using Monte Carlo integration [J]. *Econometrics*, 1989, 57(6): 1317 - 1339.
- [18] KONG A, LIU J S, WONG W H. Sequential imputations and Bayesian missing data problems [J]. *J of the American Statistical Association*, 1994, 89(426): 278 - 288.
- [19] KITAGAWA G. Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models [J]. *J of Computational and Graphical Statistics*, 1996, 5(1): 1 - 25.
- [20] BERZUINI C, BEST N G, GILKS W R, et al. Dynamic conditional independence models and Markov Chain Monte Carlo methods [J]. *J of the American Statistical Association*, 1997, 92(440): 1403 - 1412.
- [21] CRISAN D, DOUCET A. A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(3): 736 - 746.
- [22] KUNSCH H R. State space and hidden Markov models [M] // BARNDORFF-NIELSEN O E, COX D R, KLUPPELBERG

- C. *Complex Stochastic Systems*. London: Chaman & Hall, 2001:109-173.
- [23] ROBERT C P, CASELLA G. *Monte Carlo Statistical Method* [M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- [24] DOUCET A, GORDON N J, KRISHNAMURTHY V. Particle filters for state estimation of jump Markov Linear systems [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2001, 49(3):613-624.
- [25] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariance in filters and estimators [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2000, 45(3):477-482.
- [26] van der MERME R, DOUCET A, de FREITAS N, et al. The Unscented Particle Filter [EB/OL]. London: Cambridge University, 2000. <http://citeseer.ist.psu.edu/325754.html>.
- [27] PITT M K, SHEPHARD N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters [J]. *J of the American Statistical Association*, 1999, 94(446):590-599.
- [28] CASELLA G, ROBERT C P. Rao-Blackwellisation of sampling schemes [J]. *Biometrika*, 1996, 83(1):81-94.
- [29] MUSSO C, OUDJANE N, LEGLAND F. Improving regularized particle filters [M] // DOUCET A, de FREITAS J F G, GORDON N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001:247-272.
- [30] KOTTECHA J, DJURIC P M. Gaussian particle filtering [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2003, 51(10):2592-2601.
- [31] KOTTECHA J, DJURIC P M. Gaussian sum particle filtering [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2003, 51(10):2602-2613.
- [32] HIGUCHI T. Monte Carlo filtering using genetics algorithm operators [J]. *J of Statistical Computation and Simulation*, 1997, 59(1):1-23.
- [33] 袁泽剑, 郑南宁, 贾新春. 高斯-厄米特粒子滤波器 [J]. *电子学报*, 2003, 31(7):970-973.  
(YUAN Zejian, ZHENG Nanning, JIA Xinchun. The Gauss-Hermite particle filter [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(7):970-973.)
- [34] BRUNO M G S. Bayesian methods for multiaspect target tracking in image sequences [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2004, 52(7):1848-1861.
- [35] HUANG Y, PETER M D. A hybrid importance function for particle filtering [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(3):404-406.
- [36] HONG S, BOLIC M, DJURIC P M. An efficient fixed-point implementation of residual resampling scheme for high-speed particle filters [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(5):482-485.
- [37] HUE C, Le CADRE J P, PEREZ P. Sequential Monte Carlo methods for multiple target tracking and data fusion [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2):309-325.
- [38] GORDON N. A hybrid bootstrap filter for target tracking in clutter [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(1):353-358.
- [39] MCGINNITY S, IRWIN G W. Multiple model bootstrap filter for maneuvering target tracking [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic System*, 2000, 36(3):1006-1012.
- [40] GUO D, WANG X D. Dynamic sensor collaboration via sequential Monte Carlo [J]. *IEEE J of Selected Areas in Communications*, 2004, 22(6):1037-1046.
- [41] de FREITAS N, ANDRIEU C, HOJEN-SORENSEN P, et al. Sequential Monte Carlo methods for neural networks [M] // DOUCET A, de FREITAS J F G, GORDON N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001:359-380.
- [42] SRIVASTAVA A, LANTERMAN A D, GRENDER U, et al. Monte Carlo techniques for automated target recognition [M] // DOUCET A, de FREITAS J F G, GORDON N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001:533-552.
- [43] FOX D, THRUN S, BURGARD W, et al. Particle filters for mobile robot localization [M] // DOUCET A, de FREITAS J F G, GORDON N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001:401-427.
- [44] WARD D B, LEHMANN E A, WILLIAMSON R C. Particle filtering algorithms for tracking an acoustic source in a reverberant environment [J]. *IEEE Trans on Speech and Audio Processing*, 2003, 11(6):826-836.
- [45] ORTON M, MARRS A. A Bayesian approach to multi-target tracking and data fusion with out-of-sequence measurements [J]. *IEE Target Tracking: Algorithms and Applications*, 2001, 1(1):1-5.
- [46] PENNY D, WILLIAMS M. A sequential approach to Multi-sensor resource management using particle filters [C] // *Proc of SPIE on Signal and Data Processing of Small Targets*. Washington: SPIE press, 2000, 4048:598-609.
- [47] HERNANDEZ M L. Efficient data fusion for multi-sensor management [C] // *Proc of IEEE Aerospace Conference*. Montana: IEEE Aerospace and Electronics Systems Society, 2001, 5:2161-2169.
- [48] HERNANDEZ M L, KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y. Multisensor resource deployment using posterior Cramer-Rao bounds [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(2):399-414.
- [49] MASKELL S, ROLLASON M, GORDON N, et al. Efficient particle filtering for multiple target tracking with application to tracking in structured images [C] // *Proc of SPIE on Signal and Data Processing of Small Targets*. Washington: SPIE Press, 2002, 4728:251-262.
- [50] VERMAAK J, GANGNET M, BLAKE A, et al. Sequential Monte Carlo fusion of sound and vision for speaker tracking [C] // *Proc of the Eighth IEEE Int Conf on Computer Vision*. Vancouver: IEEE Press, 2001, 1:741-746.
- [51] ZOTKIN D, DURAIWAMI R, DAVIDS L S. Multimodal 3-D tracking and event detection via particle filter [C] // *Proc of IEEE Workshop on Detection and Recognition of Events in*

- Video. Canada: IEEE Press, 2001, 8:20-27.
- [52] DJURIC P M, KOTTECHA J H, ZHANG J, et al. Particle filtering: a review of the theory and how it can be used for solving problems in wireless communications [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(5):19-38.
- [53] SCHULZ D, BURGARD W, FOX D, et al. Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association [C] // *Proc of 2001 IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Seoul, Korea: IEEE Press, 2001, 2:1665-1670.
- [54] GUSTAFSSON F, GUNNARSSON F, BERGMAN N, et al. A framework for particle filtering in positioning, navigation and tracking problems [C] // *Proc of the 11th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing*. Singapore: IEEE Press, 2001:34-37.
- [55] LIU J S, NEUWALD A F, LAWRENCE C E. *Markov structure in biological sequence alignments* [EB/OL]. USA: Stanford University, 1997. <http://citeseer.ist.psu.edu/liu99markovian.html>.
- [56] de FREITAS N. Rao-Blackwellised particle filtering for fault diagnosis [C] // *Proc of IEEE Aerospace Conference*. Montana: IEEE Aerospace and Electronics Systems Society, 2002, 4:1767-1772.
- [57] CHIB S, NARDARI F, SHEPHARD N. Markov Chain Monte Carlo methods for stochastic volatility models [J]. *J of Econometrics*, 2002, 8(1):281-316
- [58] 莫以为, 萧德云. 基于粒子滤波算法的混合系统监测与诊断 [J]. *自动化学报*, 2003, 29(5):641-648.  
(MO Yiwei, XIAO Deyun. Hybrid system monitoring and diagnosing based on particle filter algorithm [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(5):641-648.)
- [59] CHEN M Z, ZHOU D H. Particle filtering based fault prediction of nonlinear systems [C] // *IFAC Symposium Proceedings of Safe Process*. Washington: IFAC, 2003.
- [60] LI P H, ZHANG T W. Visual contour tracking based on sequential importance sampling/resampling algorithm [C] // *Proc of the 16th Int Conf on Pattern Recognition*. Canada: IEEE Computer Society, 2002, 2:564-568.
- [61] SHAN C, WEI Y, TAN T N, et al. Real time hand tracking by combining particle filtering and mean shift [C] // *Proc of the Sixth IEEE Int Conf on Automatic Face and Gesture Recognition*. Seoul, Korea: IEEE Press, 2004:669-674.
- [62] HU Hongtao, JING Zhongliang, LI Anping, et al. An MCMC-based particle filter for tracking target in glint noise environment [C] // *Proc of the 7th Int Conf on Information Fusion*. Stockholm, Sweden: International Society of Information Fusion, 2004:922-927.
- [63] FONG W, GODSILL S J, DOUCET A, et al. Monte Carlo smoothing with application to audio signal enhancement [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2):438-449.
- [64] DOUCET A, TADIC V B. On-line optimization of sequential Monte Carlo methods using stochastic approximation [C] // *Proc of American Control Conference*. Anchorage: ACC, 2002, 4:2565-2570.
- [65] CHAN B L, DOUCET A, TADIC V B. Optimization of particle filters using simultaneous perturbation stochastic approximation [C] // *Proc of IEEE Int Conf on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Hong Kong: IEEE Signal Processing Society, 2003, 6:681-684.
- [66] FOX D. KLD-Sampling: adaptive particle filters [C] // *Proc of the 14th Neural Information Processing Systems Conference*. Canada: NIPS Press, 2001.
- [67] KWOK C, FOX D, MEILA M. Adaptive real-time particle filter for robot localization [C] // *Proc of the IEEE Int conf on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003, 2:2836-2841.
- [68] BRUN O, TEULIEVE V, GARCIA J M. Parallel particle filtering [J]. *J of Parallel and Distributed Computing*, 2002, 62(7):1186-1202
- [69] LIU J, WEST M. Combined parameter and state estimation in simulation-based filtering [M]. DOUCET A, de FREITAS J F G, GORDON N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001:197-217.
- [70] ANDRIEU C, DOUCET A, SINGH S S, et al. Particle methods for change detection, system identification, and control [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, 92(3):423-438.

### 作者简介:

杨小军 (1971—),男,博士,毕业于四川大学应用数学系,获西安电子科技大学运筹学与控制论专业硕士学位,西北工业大学控制理论与控制工程专业博士学位,目前主要研究方向为估计理论、自适应滤波、传感器网络、信息融合等, E-mail: yang\_npu@sohu.com;

潘泉 (1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为多目标跟踪、信息融合、图像处理、生物信息等, E-mail: quanpan@nwpu.edu.cn;

王睿 (1975—),男,博士研究生,研究方向为传感器网络、信息融合理论等, E-mail: wangrui@gmail.com;

张洪才 (1938—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为多目标跟踪、系统辨识、随机控制等, E-mail: sy\_zhang@263.net.