

基于自适应性粒子滤波器的目标追踪*

苏功勋 黄文达

(厦门大学物理系 厦门 361005)

摘 要 基于蒙特卡洛模拟的粒子滤波算法被广泛地应用于目标追踪领域。传统的粒子滤波算法在其追踪过程中所使用的粒子数通常是固定不变的,而在实际应用中,这会使算法缺乏高效性。针对这个问题,提出了一种自适应性粒子滤波器,它可以根据实际调整算法运行过程中使用的粒子数目,以使算法在保持对目标进行有效追踪的同时节省计算资源。仿真结果显示了算法的高效性。

关键词 粒子滤波器;追踪;自适应性

中图分类号 TP301.6

Object Tracking Based on Adaptive Particle Filter

Su Gongxun Huang Wenda

(Department of Physics, Xiamen University, Xiamen 361005)

Abstract As an efficient algorithms particle filter has been widely used in the area of object tracking. Normally number of particles being used in the algorithm is given as a constant which would somewhat make the algorithm unstable and inaccurate. As that an adaptive particle filter is proposed, this motion model and particle number can change adaptively according to the object's moving state. And the simulation shows that our algorithm is very effective when used in the tracking program.

Key words particle filter, object tracking, adaptively

Class Number TP301.6

1 引言

目标追踪是一项发展迅速且应用广泛的技术。伴随着目标追踪技术的发展,出现了诸多相应算法,如卡尔曼滤波算法,扩展卡尔曼滤波算法,粒子滤波器算法。其中,粒子滤波器是目标追踪领域中使用的比较广泛的一种算法,基于粒子滤波器能对非线性运动目标进行较为有效的追踪。粒子滤波器通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递归贝叶斯滤波,适用于任何能用状态空间模型以及传统的卡尔曼滤波表示的非线性系统。在理想情况下,其精度可以逼近于最优估计^[2]。在传统的粒子

滤波算法中,算法所使用的追踪模型以及追踪过程中所使用的粒子数目都是即定的,但被追踪目标的状态通常是随机变化的,这就致使传统算法在追踪过程中缺乏一定的高效性^[4]。因此,需要对传统算法进行一定改进,以使算法在追踪过程中能够实现准确度和高效性相结合。

2 粒子滤波器的基本原理

粒子滤波器的基本原理是通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递归贝叶斯滤波。

2.1 递归贝叶斯估计

贝叶斯估计是目标追踪技术中的一种基础估

* 收稿日期:2009年5月13日,修回日期:2009年6月26日

作者简介:苏功勋,男,硕士研究生,研究方向:信号与信息处理,算法仿真与应用研究。黄文达,男,教授,研究方向:嵌入式系统与虚拟仪器应用。

计方法。在贝叶斯估计理论中,目标被看作一个随机变量,并假定该随机变量的初始分布是已知的,于是便可利用观测向量,通过计算后验概率分布的方式来修正对该随机变量的状态估计。递归贝叶斯估计通常要用到下列表达式:

$$X_{t+1} = f(X_t, V_t) \tag{1}$$

$$Y_{t+1} = g(X_t, e_t) \tag{2}$$

式(1)是目标状态转移方程,式(2)是目标状态观测方程。其中 V_t 和 e_t 分别为系统的过程噪声和观测噪声^[5]。假设 t 时刻目标状态的分布概率为 $p(X_t/Y_t)$,那么便可以利用状态转移方程(1)来预测 $t+1$ 时刻的目标状态分布:

$$p(X_{t+1}, X_t/Y_t) = p(x_{t+1}/x_t) p(x_t/Y_t) \tag{3}$$

$$p(x_{t+1}/Y_t) = \int p(x_{t+1}/x_t) p(x_t/Y_t) dx_t \tag{4}$$

通过式(3)便可预测 $t+1$ 时刻目标的先验概率分布密度,其中 $p(x_{t+1}/x_t)$ 是通过状态转移模型和统计值 V_t 来确定的。在 $t+1$ 时刻得到观测值 Y_{t+1} 后,利用此观测值对估计所得的先验概率进行更新:

$$p(X_{t+1}/Y_t) = \frac{p(Y_{t+1}/x_{t+1}) p(x_{t+1}/Y_t)}{p(Y_{t+1}/Y_t)} \tag{5}$$

通过观测值 Y_{t+1} 和式(5)来对 $t+1$ 时刻目标的先验概率分布进行更新从而获得目标当前的状态后验概率分布。通常,在满足一定条件的情况下,这种估计可视作最优贝叶斯估计^[5]。

2.2 粒子滤波算法

粒子滤波器是一种通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递归贝叶斯滤波的算法。它的理论思想是用一组随机抽取的粒子及粒子的权值来计算目标状态的后验概率分布,从而获得对目标状态的估计^[1]。标准粒子滤波器追踪算法可描述如下:

1) 初始化

在起始时刻,从目标初始分布 $p(x_0)$ 中采样得到 N 个粒子 $\{ (x_0^{(i)}, w_0^{(i)}) \mid i = 1, \dots, N \}$,其中 $w_0^{(i)} = 1/N$ 是粒子在初始时刻的权值。

2) 采样阶段

(1) 在 t 时刻,从重要性分布 $q(x_t^{(i)} \mid x_{t-1}^{(i)}, y_{1:t})$ 中采样得到 n 个新的粒子 $x_k^{(i)}$ 。

(2) 计算新粒子的权值

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} \frac{p(Y_t \mid X_t) p(X_t^{(i)} \mid X_{t-1}^{(i)})}{q(X_t^{(i)} \mid X_{t-1}^{(i)}, Y_{1:t})} \tag{6}$$

(3) 对权值归一化

$$w_t^{(i)} = w_t^{(i)} / \sum_{i=1}^n w_t^{(i)}, \quad i = 1, \dots, n \tag{7}$$

3) 输出粒子 $\{ (x_t^{(i)}, w_t^{(i)}) \mid i = 1, \dots, n \}$ 。

4) 选择重采样过程

当 $N_{eff} < N_{th}$ 时以概率 $w_t^{(i)}$ 采样 $x_t^{(i)}$ ($i = 1, \dots, N$) 得到一组新粒子 $\left\{ \left(x_t^{(j)}, \frac{1}{N} \right), j = 1, \dots, N \right\}$

5) $t = t + 1$,若继续追踪,转到 2),否则结束。

在上述算法的采样阶段引入了重要性分布函数 $q(x_t^{(i)} \mid x_{t-1}^{(i)}, y_{1:t})$ 。之所以要引入重要性分布函数,是因为通常很难直接从目标状态的后验概率分布中采样得到粒子,从而引入重要性函数以代替后验概率分布 $p(x_{t:t}, y_{1:t})$ 来描述目标的分布。同时,所选取的重要性函数应尽量逼近目标的后验概率分布,其均方误差应尽量小。如令 $x^i q(x)$,则对目标的后验概率密度 $P(X)$ 的估计可描述为

$$P(X) = \sum_{i=1}^{n_s} w_t^i (X_t - X_t^i) \tag{8}$$

其中 $w_t^i = p(x^i) / q(x^i)$ 。从 $q(X_t \mid X_{1:t})$ 中采样得到粒子,这样,对于粒子的权值的计算可描述为:

$$w_t^i = p(X_t^i \mid Y_{1:t}) / q(X_t^i \mid Y_{1:t}) \tag{9}$$

同时,对重要性函数 $q(X_t^i \mid Y_{1:t})$ 的更新为:

$$q(X_t^i \mid Y_{1:t}) = q(X_t \mid X_{t-1}, Y_{1:t}) q(X_{t-1} \mid X_{t-1}) \tag{10}$$

则后验概率密度 $p(X_t^i \mid Y_{1:t})$ 可分解为:

$$\begin{aligned} p(X_t^i \mid Y_{1:t}) &= p(y_t \mid x_t, y_{1:t-1}) \cdot p(x_t \mid y_{1:t-1}) / p(y_t \mid y_{1:t-1}) \\ &= p(y_t \mid x_t, y_{1:t-1}) \cdot p(x_t \mid x_{t-1}, y_{1:t-1}) \\ &\quad \cdot p(x_{t-1} \mid y_{1:t-1}) / p(y_t \mid x_t) \quad p(y_t \mid x_t) p(x_t \mid x_{t-1}) \cdot p(x_{t-1} \mid y_{1:t-1}) \end{aligned} \tag{11}$$

相应的权值更新式为:

$$\begin{aligned} w_t^i &= \frac{p(y_t \mid x_t^i) p(x_t^i \mid x_{t-1}^i) p(x_{t-1}^i \mid y_{1:t-1})}{q(x_t^i \mid x_{t-1}^i, y_{1:t-1}) q(x_{t-1}^i \mid y_{1:t-1})} \\ &= w_{t-1}^i \cdot \frac{p(y_t \mid x_t^i) p(x_t^i \mid x_{t-1}^i)}{q(x_t^i \mid x_{t-1}^i, y_{1:t-1})} \end{aligned} \tag{12}$$

对权值 w_t^i 归一化得:

$$w_t^i = w_t^i / \sum w_t^i \tag{13}$$

则后验概率分布估算为:

$$p(x_t \mid y_{1:t}) = \sum_{i=1}^{n_s} w_t^i (X_t - X_t^i) \tag{14}$$

当 N_s 时,估值值接近于真实的后验概率密度 $p(x_t \mid y_{1:t})$ 。

在上述算法的第 4 步,之所以要对粒子实行重采样是因为在粒子滤波算法中普遍存在退化现象,

即经过若干次迭代后,除少数粒子外,大部分粒子的权值都变得非常的小,退化的粒子对于目标的后验概率分布的估计可以忽略不计,如若不重采样将会影响算法的效率。因此,便使用有效采样尺度 N_{eff} 来衡量算法的退化现象。当粒子的权值超过设定的阈值时对粒子进行重新采样,而重采样得到的粒子被分配以相同的权值。

3 自适应性目标追踪

在粒子滤波器算法中,随着使用的粒子数目的增加,算法的准确度会相应地提高,但同时也会带来算法计算量的增大,从而会消耗更多的计算资源。而在实际的算法设计过程中应兼顾到算法的准确度及其计算量之间的关系。传统的粒子滤波算法中通常使用固定的粒子数目,在算法运行过程中粒子数目等于初始预设值。这种方式实现相对简单。但在实际追踪过程,目标的状态改变速率以及环境噪声的影响通常是不断动态变化的,这就导致粒子数目固定的算法难以实现对目标进行准确而高效的追踪。

当目标状态变化较快或者噪声对追踪算法影响较大时需要较多的粒子以对目标实现准确追踪。相反,当目标状态变化较慢,噪声影响不显著时,少量的粒子便能实现准确追踪的目的,过多的粒子反而会消耗计算资源。因此,我们提出了一种粒子数目随实际情况自适应性变化的粒子滤波算法。在该算法中引入一种机制用以判断完成准确目标追踪所需要的粒子数目。在这种机制中,定义 ϵ_t 为预测误差:

$$\epsilon_t = |T\{x_{t-1}, v_t\} - y_{t-1}| \quad (15)$$

并令

$$U_t = R_t * U_0 \quad (16)$$

其中 R_t 是 ϵ_t 的函数,代表相对预测误差:

$$R_t = \max(\min(R_0 \sqrt{\epsilon_t}, R_{max}), R_{min}) \quad (17)$$

令 J_0 代表初始预设粒子数目,则通过下式便可确定追踪过程中所需的粒子数目:

$$J_t = J_0 R_t / R_0 \quad (18)$$

基于这样一种机制,根据实际情况来计算追踪过程中所需要的粒子数目,从而实现准确性和计算量之间的统一,实现对目标的高效追踪。

4 实验仿真

本节是对算法的仿真,其中设定目标的实际运动状态模型:

$$y = 1 + \sin(4e - 2 * \pi * t) + \beta * x, \beta = 0.5 \quad (19)$$

并取粒子的初始数目 $J_0 = 200$,从时刻 $t = 0$ 至 $t = 60$ 对目标进行追踪。其中,使用观测模型为:

$$T \leq 30 \text{ 时} \\ y = (x \cdot \gamma(2)) / 5 \quad (20)$$

$$T \geq 30 \text{ 时} \\ y = -2 + x/2 \quad (21)$$

仿真结果如下图所示,其中,图 1 是目标实际运动轨迹和观测值轨迹,图 2 是自适应性粒子滤波器目标追踪算法的仿真结果,从结果中可见,尽管在 $t = 20$ 和 $t = 40$ 两个时间点上由于目标的运动状态出现了较大的变化致使算法暂时失去了对目标的追踪,但是经过短时间的调整算法能很快找回目标并继续准确地对目标进行追踪。

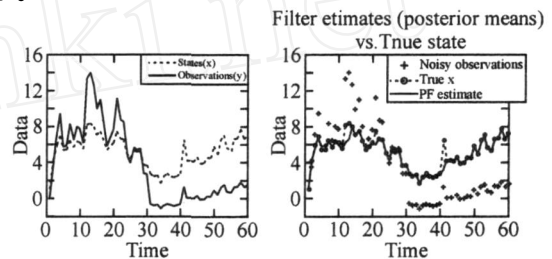


图 1 运动轨迹和观测轨迹

图 2 自适应性粒子滤波器追踪仿真结果

经过仿真可见,算法能够对目标进行准确而高效的追踪,符合算法设计的预期。

5 结语

粒子滤波器是目标追踪领域中被广泛应用的一种算法。在传统算法的基础上,综合考虑算法的准确度和计算量之间的关系,我们提出了一种自适应性粒子滤波算法,在这种改进型算法中,我们引入了一种机制让算法中的采样粒子数目能够根据追踪过程中的实际情况进行调整,从而优化算法追踪过程,实现算法准确度和计算量的统一。我们运用 Matlab 对算法进行了仿真,结果显示了算法在目标追踪过程中的高效性。

参考文献

- [1] A Doucet, N J Gordon, V Krishnamurthy. Particle Filters for State Estimation of Jump Markov Linear Systems[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2001, 49(3): 613 ~ 624 (下转第 204 页)

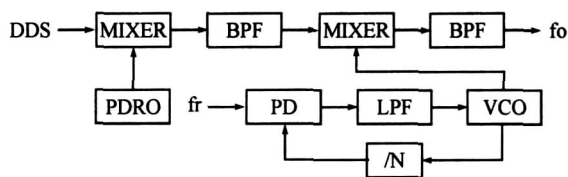


图 3 改进的 DDS + PLL 环外混频方案原理框图

DDS 输出频率为 $60 \pm 10\text{MHz}$ 的信号,通过与一个 500MHz 固定频率信号 (PDRO) 混频、滤波,输出一个 $440 \pm 10\text{MHz}$ 的信号,然后与 PLL 产生频带 $1600 \sim 1900\text{MHz}$ 、频率步进为 20MHz 的信号下变频滤波后产生一个 $1140 \pm 10 \sim 1440 \pm 10\text{MHz}$ 的 L 波段信号,实现了 L 波段 300MHz 宽带大跳频与 20MHz 窄带频率捷变^[8]。

由于 DDS 的相位截断误差以及 D/A 转换器精度等引起 DDS 电路中的杂波信号,在进行 DDS 设计时需通过合理选择 DDS 时钟频率及输出频带以避免高杂波区域的方式来减小 DDS 输出频带内的杂波^[9]。锁相环杂波主要考虑鉴相泄漏,当锁相环的鉴相频率很低时,鉴相泄漏的抑制尤为重要,采用二阶低通有源滤波器对鉴相泄漏具有很好的抑制效果。VCO 主要考虑电源滤波,通过采取良好滤波措施、良好接地及合理布线,通常 VCO 杂波抑制可以做到 80dB 以上。

经合理设计 $60 \pm 10\text{MHz}$ 的 DDS 信号杂散指标在 -65dBc 以下,经混频、滤波、放大等电路后,L 波段频率综合器杂散指标可以实现在 -60dBc 以下。实际工程应用中,大跳频信号由 PLL 电路来实现,频率切换速度为 μs 量级;窄带应用时利用 DDS 可以产生任意波形、频率切换时相位连续、频率切

换速度快等特点,可实现线性调频等特殊体制信号波形,以满足系统设计要求^[10]。

4 结语

采用宽带跳频与窄带频率捷变相结合的方案实现了 L 波段宽带频率捷变频率综合器的设计,具有工作频带宽、频率捷变、输出信号波形控制方式灵活等优点,可以广泛应用在现代电子系统,具有较高的工程应用价值。

参考文献

- [1] 张凤珍. 频率合成器的研究[D]. 北京交通大学, 2007
- [2] 郭俊栋. L 波段数字锁相频率合成器设计[D]. 中国科学院研究生院, 2008
- [3] 周丽. 高分辨低杂散频率合成器的研制[D]. 电子科技大学, 2005
- [4] 温国谊. 频率合成源的分析与实现技术的研究[D]. 西安电子科技大学, 2008
- [5] 杨永. DDS-PLL 低相噪低杂散频综研究[D]. 电子科技大学, 2007
- [6] 王轶. 基于 DDS + PLL 技术的高性能频率源研究与实现[D]. 国防科学技术大学, 2004
- [7] 李军. X 波段微波倍频器的研制与一种频率源的设计[D]. 电子科技大学, 2004
- [8] 张海拓. 基于 DDS + PLL 的 L-Band 频率合成器设计[D]. 中国科学院研究生院电子学研究所, 2007
- [9] 李辉. 宽带低杂散 DDS 信号产生技术研究[D]. 电子科技大学, 2005
- [10] 郑百衡. L 波段频率合成器的研究与应用[D]. 电子科技大学, 2003

(上接第 134 页)

- [2] Shao-hua Kevin Zhou. Visual Tracking and Recognition Using Appearance Adaptive Model in Particle Filters [C]. Student Member, IEEE, Rama Chellappa, Fellow, IEEE, and Baback Moghaddam
- [3] 江宝安, 卢焕章. 粒子滤波器及其在目标跟踪中的应用[J]. 雷达科学与技术, 2003, 1(3): 170 ~ 178
- [4] Yang Yang, Tianwen Zhang. Automatic tracking of moving target in natural environment [D]. Harbin Institute of Technology, 1998: 42 ~ 65
- [5] D. Avitzour. Stochastic simulation Bayesian approach to multitarget tracking [C]. Proc. Inst. Elect. Eng., Radar, Sonar Navigat., 1995, 142(2)
- [6] Singhal. S. WuL. Training feed-forward networks with the extended Kalman algorithm [C]. Proc IC-ASSP, 1989
- [7] Doucet, N. de Freitas, N. Gordon. Sequential Monte Carlo Methods in Practice [M]. Springer-Verlag, New York, 2001