

引用格式:刘畅,杨锁昌,汪连栋,等. Chophthin 重采样粒子滤波的目标跟踪算法[J]. 电光与控制,2019,26(6):34-39. LIU C, YANG S C, WANG L D, et al. Particle filter with Chophthin resampling for target tracking[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26 (6):34-39.

Chophthin 重采样粒子滤波的目标跟踪算法

刘 畅¹, 杨锁昌¹, 汪连栋², 张宽桥¹

(1. 陆军工程大学石家庄校区,石家庄 050003;

2. 电子信息系复杂电磁环境效应国家重点实验室,河南 洛阳 471003)

摘要: 针对粒子滤波中传统重采样存在的滤波性能不稳定、有效粒子数波动剧烈、样贫的缺点,提出了一种基于 Chophthin 重采样粒子滤波的目标跟踪算法。与传统重采样相比,Chophthin 重采样产生的粒子权重不相等,粒子相对集中时,对边缘粒子的舍弃力度更小,因此能够改善传统重采样存在的样贫。Chophthin 重采样可以在每一个迭代周期进行,不必在有效粒子数低于阈值时才进行,有效粒子数和滤波性能更加稳定。仿真实验表明,在不增加计算量的前提下,所提算法克服了传统重采样的缺点。

关键词: 目标跟踪; 粒子滤波; Chophthin 重采样; 闪烁噪声

中图分类号: TN953 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.06.007

Particle Filter with Chophthin Resampling for Target Tracking

LIU Chang¹, YANG Suo-chang¹, WANG Lian-dong², ZHANG Kuan-qiao¹

(1. Shijiazhuang Campus, Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China; 2. State Key Laboratory of Complex Electromagnetics Environment Effects on Electronics and Information System, Luoyang 471003, China)

Abstract: Traditional resampling methods in particle filter suffer from the disadvantages of unstable filtering performance, severe fluctuation of Effective Sample Size (ESS) and sample impoverishment. A target tracking algorithm based on particle filter with Chophthin resampling is proposed. Compared with traditional resampling, Chophthin resampling produces a set of unequal weighted particles. It discards less edge particles when the particles are relatively concentrated, which is helpful for solving the sample impoverishment problem of the traditional resampling. Different from the traditional resampling that only occurs when ESS is below a threshold, Chophthin resampling can be implemented in every iteration cycle. Therefore, the ESS is and filtering performance are more stable. Simulation shows that the new method can overcome the disadvantage of traditional resampling without increasing the calculation cost.

Key words: target tracking; particle filter; Chophthin resampling; flicker noise

0 引言

目标跟踪是一类典型的非线性滤波问题,广泛应用的非线性滤波算法,如扩展卡尔曼滤波^[1]、无迹卡尔曼滤波^[2]、容积卡尔曼滤波^[3]等算法,均要求系统噪声为高斯白噪声。但在雷达目标跟踪中,测量噪声往往是具有非高斯特性的闪烁噪声^[4],此时若继续使用上述算法则跟踪精度将严重下降。粒子滤波(Particle Filter, PF)对系统噪声没有限制,适用于非线性非高斯滤波问题,自文献[5]提出以来成功应用于各种目标跟踪问题^[6-8]。重采样是 PF 的关键步骤之一,能够有效克

服权值退化,多种传统重采样方法相继被提出^[9],包括多重重采样、分层重采样、系统重采样和拒绝重采样等。传统重采样在改善权值退化的同时,也带来了样贫、有效粒子数不稳定、计算量剧增等问题^[10]。为了降低计算量,传统重采样仅在有效粒子数(Effective Sample Size, ESS)低于阈值时采样,这虽然能够减少重采样引入的噪声,但也造成了 ESS 大幅波动和滤波性能不稳定。

Chophthin 重采样方法由 GANDY 和 LAU 于 2016 年提出^[11]并成功应用于 PF,能够有效避免 ESS 的大幅波动,保持粒子多样性,在不增加计算量的前提下保持滤波性能的稳定性。但目前国内外尚未发现其他学者对该理论有进一步研究,也没有发现在其他领域的应用研究。

本文在研究 Chophthin 重采样方法基础上,将 Chophthin

重采样 PF 应用于闪烁噪声下的目标跟踪,提出了一种 Chophthin 重采样 PF 的目标跟踪算法。仿真实验表明,所提算法的滤波效果明显优于传统重采样 PF 的目标跟踪算法,同时还能将 ESS 有效地稳定在较高水平。

1 基本粒子算法

考虑离散非线性系统

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, u_t) \quad t = 1, 2, \dots \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = h(\mathbf{x}_t, v_t) \quad t = 1, 2, \dots \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^n$ 和 $\mathbf{y}_t \in \mathbb{R}^m$ 分别为状态向量和量测向量; $u_t \in \mathbb{R}^n$ 和 $v_t \in \mathbb{R}^m$ 分别为状态噪声和量测噪声; f 和 h 分别为状态方程和量测方程。初始状态 \mathbf{x}_0 的概率密度函数 $p(\mathbf{x}_0)$ 已知。

最基本的粒子滤波框架是采样重要性重采样 (Sampling Importance Resampling, SIR)。SIR 粒子滤波算法流程如下所示, 它是由采样、权值更新和重采样构成一个迭代周期^[12]。

输入: 目标粒子数 N , ESS 阈值 N_{th} , 重采样方法 r , 量测值 $y_{1:T}$
输出: 加权粒子 $(w_i, x_i^i)_{1:n_i}, t = 1, \dots, T$

初始采样 $x_0^i \sim p(\mathbf{x}_0), i = 1, \dots, N$

初始化权重 $w_i = 1/N, i = 1, \dots, N$

令 $n_0 = N$

for $t = 1, \dots, T$ do

 重要性采样 $x_t^i \sim p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^i), i = 1, \dots, n_{t-1}$

 权值更新 $w_i = w_i p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^i), i = 1, \dots, n_{t-1}$

 归一化权重 $w_i = w_i / \sum_{i=1}^{n_{t-1}} w_i$

 if $ESS(w) \leq N_{th}$

 运行重采样方法 r 以得到粒子集 $(w_i, x_i^i)_{1:n_i}$

 end if

end for

采样也称粒子更新, 通常选取某一个重要性分布函数 $\pi(\mathbf{x}_t)$ 作为次优采样函数。标准 PF 选择先验分布作为重要性分布函数, 即

$$\pi(\mathbf{x}_t) = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \quad (3)$$

粒子更新后, 利用最新量测值更新粒子权值, 权值更新算式为

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^i) p(\mathbf{x}_t^i | \mathbf{x}_{t-1}^i) / \pi(\mathbf{x}_t^i) \quad (4)$$

对权值归一化, 即

$$w_t^i = w_t^i / \sum_{i=1}^N w_t^i \quad (5)$$

重采样将原来的粒子集替换为新的粒子集, 传统重采样通常使得

$$\begin{cases} n = N \\ \tilde{w}_t^i = 1/N \end{cases} \quad (6)$$

式中, n 和 N 分别为重采样前后的粒子数。但重采样会造成样贫现象, 为了避免重采样过频, 根据 ESS 来判断是否需要重采样, 其定义为

$$ESS = 1 / \sum_{i=1}^M (w_t^i)^2 \quad (7)$$

仅当 ESS 值小于阈值 N_{th} 时, 进行重采样。

2 Chophthin 重采样方法

2.1 算法约束条件

定义重采样前后的粒子集分别为 $\chi_t = \{\mathbf{x}_i, w_i\}_{i=1}^n$ 和 $\tilde{\chi}_t = \{\tilde{\mathbf{x}}_j, \tilde{w}_j\}_{j=1}^N$, G 为 $\tilde{\chi}_t$ 组成的域, C^i 为第 i 个粒子被采样的次数。算法满足的约束如下:

- 1) $E(C^i \tilde{w}_i | G) = w_i \forall i$ (无偏性);
- 2) $\sum_{i=1}^n C^i = N$ (目标粒子数);
- 3) $\sum_{i=1}^n w_i = \sum_{j=1}^N \tilde{w}_j$ (权重不变性);
- 4) $\tilde{w}_i / \tilde{w}_j \leq \eta \quad \forall i, j$ (权重比有界)。

约束 1) 保证采样后的子粒子的权重和与采样前的父粒子权重相等; 约束 2) 保证重采样返回的粒子数为 N ; 约束 3) 保证采样前后的权重和不变; 约束 4) 保证采样后的粒子的权重比有界。

2.2 算法流程

Chophthin 重采样有 4 个主要步骤: 确定 a 值, thin, 权值调整和 chop, 其流程如下所示。

输入: 粒子权重 $(w_i)_{1:n}$, 权重上界 η , 目标粒子数 N , 采样次数函数

$$h_a^\eta: [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$$

输出: 序列 $I \in \{1, \dots, n\}^N$, 权重 $\tilde{w} \in [0, \infty)^N$

步骤 1: 确定 a 值

$$\text{寻找 } a \text{ 值 s. t. } \sum_{i=1}^n h_a^\eta(w_i) = N$$

$$\text{令 } L = \{j; w_j < a\}, U = \{j; w_j \geq a\}, I = (), \tilde{w} = ()$$

步骤 2: thin

从均匀分布中采样 $u \sim U(0, 1)$

for $i \in L$ do

$$u = u + h_a^\eta(w_i)$$

if $u \geq 1$ then

 将 (i) 和 (a) 分别赋值于 I 和 \tilde{w}

$$u = u - 1$$

end if

end for

步骤 3: 权值调整参数 ζ 计算

$$\text{令 } N_L = \text{length}(I), N_U = N - N_L - \sum_{i \in U} \lfloor h_a^\eta(w_i) \rfloor$$

$$\text{得到 } \zeta := (\sum_{i \in L} w_i - a N_L) / \sum_{i \in U} g(h_a^\eta(w_i))$$

步骤 4: chop

对 $\lceil g(h_a^\eta(w_j)) \rceil, j \in U; N_U$ 系统重采样, 得到采样次数 $m^j (j \in U)$

for $i \in U$ do

$$c = \lfloor h_a^\eta(w_i) \rfloor + m^i$$

将 $(i, \dots, i) \in \mathbb{N}^c$ 赋值于 I

$$\text{权值调整 } \hat{w}_i = w_i + \zeta g(h_a^\eta(w_i))$$

将 $(\hat{w}_i/c, \dots, \hat{w}_i/c) \in \mathbb{R}^c$ 赋值于 \tilde{w}

得到 I, \tilde{w}

end for

参数 a 用于衡量粒子权重大小, 权重低于 a 和高于 a

的粒子分别采用 thin 和 chop 采样。权重为 w 的粒子的采样次数为 $h_a^\eta(w)$, 该函数由参数 a 及 η 确定, 且满足

$$\sum_{i=1}^n h_a^\eta(w_i) = N. \quad (8)$$

thin 是对低权重粒子的挑选过程, 也可以视为对 $\{h_a^\eta(w_i); w_i < a\}$ 的系统重采样。每个低权重粒子的子粒子数量为 0 或 1, 采样后共得到 N_L 个权重值为 a 的子粒子。采样前后的粒子权重和分别为 $\sum_{i:w_i < a} w_i/a$ 和 aN_L , 两者不一定相等。

为了满足约束 3), 在 thin 和 chop 之间引入调节参数 ζ 以保证权重不变性。在 chop 采样之前, 高权重粒子的权重由 w_i 调整为 \hat{w}_i , 即

$$\hat{w}_i = w_i + \zeta g(h_a^\eta(w_i)) \quad (9)$$

式中, $g(x) := x - \lfloor x \rfloor$, 表示 x 的小数部分。

chop 将高权重粒子分割为 $c^i = \lfloor h_a^\eta(w_i) \rfloor + m^i$ 个子粒子, 其中, m^i 由对 $g(h_a^\eta(w_i))$ 重采样的采样次数得到。因为 $E(m^i|G) = (\zeta/a+1)g(h_a^\eta(w_i))$ 且 $E(\zeta|G) = 0$, 所以 $E(C^i|G) = h_a^\eta(w_i)$ 。由约束 2) 可知, 总的子粒子数为 N , 因此 chop 得到 $N - N_L$ 个子粒子。

2.3 a 的确定方法

选取^[11]

$$h_a^\eta(w) = \begin{cases} w/a & w < a \\ 1 & a \leq w < \eta a/2 \\ 2w/\eta a & w \geq \eta a/2 \end{cases} \quad (10)$$

同时, 确定 a 的值。 a 的快速确定方法如下。

输入: 粒子权重 w_i ; 最大权重比 η ; 目标粒子数 N

输出: $a > 0$ s. t. $\sum_{i=1}^n h_a^\eta(w_i) = N$

令 $w^u = w^l = w, s^l = 0, c^m = 0, s^u = 0, c^u = 0$

while $w^u \neq \emptyset$ or $w^l \neq \emptyset$ do

if $|w^l| \geq |w^u|$ then

以平均分布从 w^l 采样得到 a , 令 $b = \eta a/2$

else

以平均分布从 w^u 采样得到 b , 令 $a = 2b/\eta$

end if

计算 $h = s^l/a + \sum_{v \in w^l} \min(v/a, 1) + c^m + \sum_{v \in w^u} \max(v/b - 1, 0) + s^u/b - c^u$

if $h = N$ then 得到 a

if $h > N$ then

$s^l = s^l + \sum_{v \in w^l} vI(v \leq a)$

$w^l = \{v \in w^l; v > a\}, w^u = \{v \in w^u; v > b\}$

else

$c^m = c^m + \sum_{v \in w^l} I(v \geq a), s^u = s^u + \sum_{v \in w^u} vI(v \geq b)$

$c^u = c^u + \sum_{v \in w^l} I(v \geq b), w^u = \{v \in w^u; v < b\}$

end if

得到 $a = (s^l + 2s^u/\eta)/(N - c^m + c^u)$

其中: w_l 和 w_u 为权重值组成的两个集合; s^l 为权值小于或等于 a 的粒子的权值之和; s^u 为权值大于或等

于 b 的粒子的权值之和; c^m 为权值大于或等于 a 的粒子数量; c^u 为权值大于或等于 b 的粒子数量; h 为重采样后的粒子数, 满足 $h = \sum_{i=1}^n h_a^\eta(w_i)$; I 为单位矩阵。

3 Chopthin 重采样粒子滤波的目标跟踪算法

将 Chopthin 重采样和目标跟踪模型代入粒子滤波, 即得到 Chopthin 重采样粒子滤波的目标跟踪算法, 其具体流程如下所示。

输入: 目标粒子数 N , ESS 阈值 N_{th} , 量测值 $y_{1:T}$, 权重比上界 η , 采样次数函数 $h_a^\eta: [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$
 输出: 加权粒子 $(w_i, x_t^i)_{1:n_i}, t = 1, \dots, T$
 初始采样 $x_0^i \sim p(x_0), i = 1, \dots, N$
 初始权重 $w_i = 1/N, i = 1, \dots, N$
 令 $n_0 = N$
 for $t = 1, \dots, T$ do
 重要性采样 $x_t^i \sim p(x_t | x_{t-1}^i), i = 1, \dots, n_{t-1}$
 权值更新 $w_i = w_i p(y_t | x_t^i), i = 1, \dots, n_{t-1}$
 归一化权重 $w_i = w_i / \sum_{i=1}^{n_{t-1}} w_i$
 执行 Chopthin 重采样得到 $(w_i, x_t^i)_{1:n_i}$
 end for

4 仿真实验

4.1 问题描述

考虑一个仅有角度测量信息的目标跟踪问题^[13], 目标状态方程为

$$\mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{t-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{1,t} \\ v_{2,t} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{x}_t = [x_{1,t}, x_{2,t}, x_{3,t}, x_{4,t}]$ 为目标状态向量, $x_{1,t}$ 和 $x_{3,t}$ 分别为 x 和 y 方向的位置, $x_{2,t}$ 和 $x_{4,t}$ 分别为 x 和 y 方向的速度; T 为采样时间间隔; $v_{1,t}$ 和 $v_{2,t}$ 分别为均方差为 σ_{v1} 和 σ_{v2} 的不相关高斯白噪声。

雷达位于坐标原点, 测量目标和原点的连线相对于 x 轴的角度, 量测方程可表示为

$$\theta_t = \arctan(x_{3,t}/x_{1,t}) + w_t \quad (12)$$

式中, w_t 为闪烁噪声, 通常描述为

$$p(w) = (1 - \varepsilon)p_G(w) + \varepsilon p_L(w) \quad (13)$$

式中: $\varepsilon \in [0, 1]$ 为闪烁概率, 是一个很小的值; 下标 G 和 L 分别代表高斯和拉普拉斯, 其概率密度函数分别为

$$p_G(w) \triangleq N(w; 0, \sigma_G^2) \triangleq \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_G} e^{-w^2/2\sigma_G^2} \quad (14)$$

$$p_L(w) \triangleq L(w; 0, \sigma_L) \triangleq \frac{1}{2\sigma_L} e^{-|w|/\sigma_L} \quad (15)$$

式中, σ_G 和 σ_L 分别为高斯分布的标准差和拉普拉斯的分布参数。

仿真参数设置为: $T = 1 \text{ s}$, $\sigma_{v1} = \sigma_{v2} = 0.001 \text{ m/s}^2$, $\varepsilon = 0.05$, $\sigma_c^2 = 0.4 \text{ mrad}^2$, $\sigma_L = 3 \text{ mrad}$, $\eta = 3 + \sqrt{8}$, $N_{th} = 1000$ 。初始状态真实值为 $x_0 = [-0.05 \text{ m}, 0.001 \text{ m/s}, 0.7 \text{ m}, -0.055 \text{ m/s}]^T$, 对应的协方差矩阵为 $P_{0|0} = \text{diag}[0.25 \text{ m}^2, 2.5 \times 10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}^2, 0.09 \text{ m}^2, 10^{-4} \text{ m}^2/\text{s}^2]^T$ 。初始状态估计值为 $\hat{x}_{0|0} = [0 \text{ m}, 0 \text{ m/s}, 0.4 \text{ m}, -0.05 \text{ m/s}]^T$ 。

采取 100 次独立的 Monte Carlo 仿真, 仿真步数为 100, 初始和目标粒子数均为 2000。从估计精度、ESS 变化和仿真时间 3 个方面比较算法性能。选择位置的估计值和真实值之间的欧拉距离作为估计精度的评估指标, 其定义为

$$e \triangleq \sqrt{(x_{1,t} - \hat{x}_{1,t})^2 + (x_{3,t} - \hat{x}_{3,t})^2} \quad (16)$$

式中, $[\hat{x}_{1,t}, \hat{x}_{3,t}]^T$ 为目标位置的估计值。

4.2 仿真结果及分析

4.2.1 估计精度

单次跟踪结果和 100 次实验的跟踪误差分别如图 1 和图 2 所示。

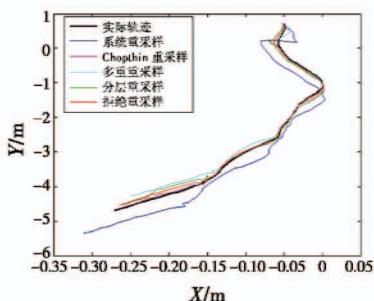


图 1 单次实验的跟踪结果

Fig. 1 Target tracking result in one trial

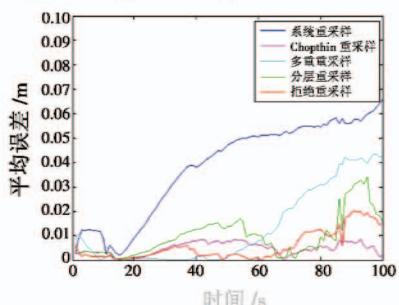


图 2 100 次实验的平均跟踪误差

Fig. 2 Mean tracking error of 100 trials

由图 1 和图 2 可知: 重采样对于粒子滤波至关重要, 由于重采样的存在, 所有的粒子滤波算法均能稳定地跟踪目标, 而没有出现滤波发散。系统重采样的跟踪误差最大, 多重重采样、分层重采样和拒绝重采样的跟踪精度十分接近。按照文献[14]的分类, 传统重采样均属于无偏重采样。当粒子数量足够多时, 无偏重

采样的滤波精度几乎相同。Chophin 重采样方法的滤波精度优于其他方法, 其滤波误差最小。

设置以下 3 种独立的仿真情形, 其仿真结果如图 3 所示。

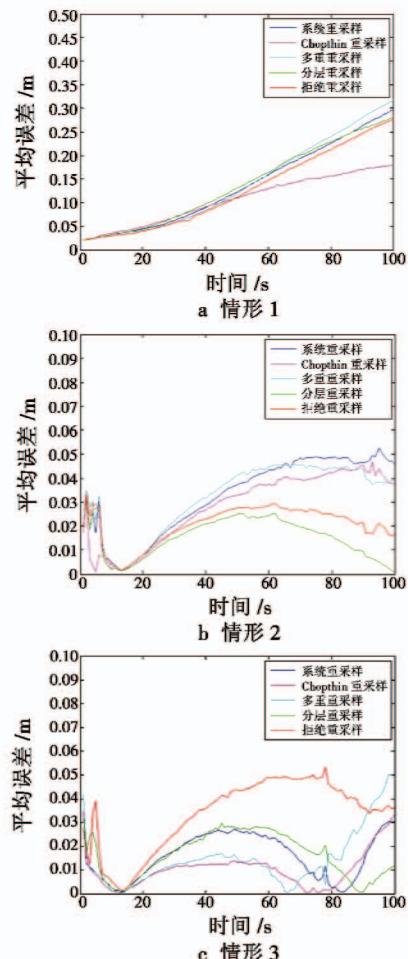


图 3 100 次实验的平均跟踪误差(情形 1~情形 3)

Fig. 3 Mean tracking error of 100 trials (Case1 ~ Case3)

情形 1: 改变粒子数量, 令初始粒子和目标粒子数均为 100, $N_{th} = 50$ 。情形 2: 改变量测噪声大小, 令 $\sigma_c^2 = 40 \text{ mrad}^2$, $\sigma_L = 300 \text{ mrad}$ 。情形 3: 改变 Chophin 重采样的比例系数, 令 $\eta = 10$ 。

由图 3 可知:

- 1) 粒子数量较少时, 所有方法的跟踪误差均大幅度提高, 且随着时间推移跟踪误差持续增长, 滤波逐渐发散, Chophin 重采样的跟踪误差始终小于传统重采样;
- 2) 量测噪声增大时, Chophin 重采样的跟踪误差高于分层重采样和拒绝重采样, 而低于多重重采样和系统重采样;
- 3) 改变 η 值的大小, 当 $t < 80$ 时, Chophin 重采样几乎不受影响, 当 $t > 80$ 时, Chophin 重采样的跟踪误差有所增加。

4.2.2 ESS 变化

单次实验中,不同重采样方法对于 ESS 的影响如图 4 所示。由图 4 可知:

- 1) 重采样对 ESS 的增加效果显著;
- 2) 对于传统重采样,红色曲线和蓝色曲线存在交叉点,交叉点为重采样前 ESS 大于 1000 的点,此时不需要进行重采样,因此重采样前后 ESS 不变,算法仅在 ESS 小于 1000 时进行重采样,采样后的 ESS 在交叉点处剧烈波动;
- 3) 对于 Chophthin 重采样,算法在每一步均进行重采样,因此红色曲线和蓝色曲线不存在交叉点,重采样后的 ESS 明显高于传统重采样,且稳定在 1700 左右,波动很小。

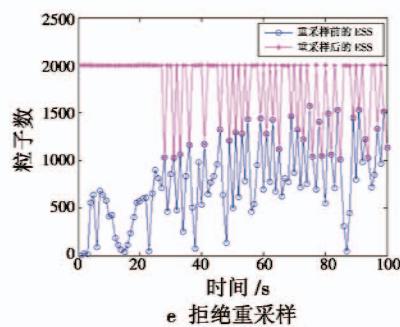
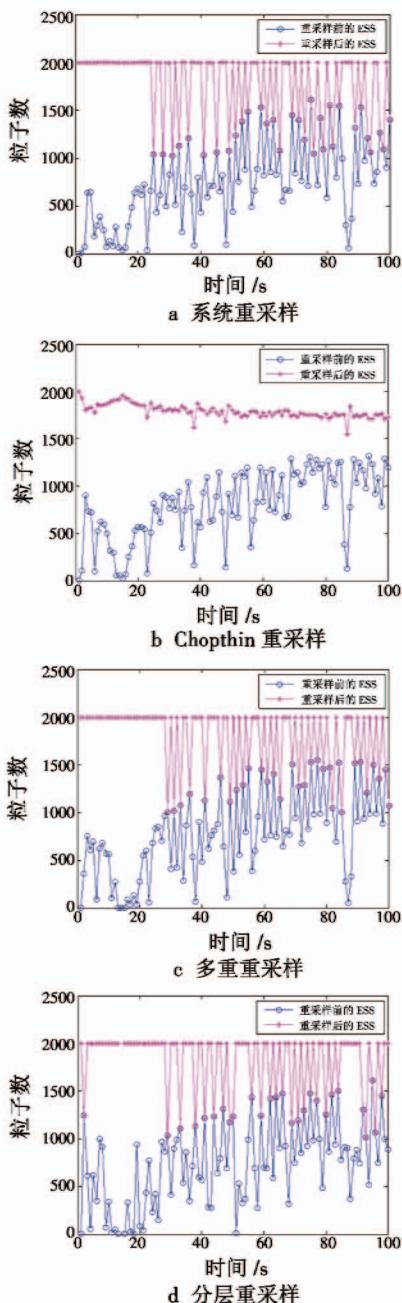


图 4 不同重采样方法在重采样前后的有效粒子数

Fig. 4 ESS before and after resampling of different resampling methods

4.2.3 仿真时间

设置不同的仿真步数与仿真次数,得到 Chophthin 重采样与传统重采样的仿真计算时间,如表 1 所示。

表 1 Chophthin 重采样与传统重采样仿真计算时间

Table 1 Calculation time of simulation in Chophthin resampling and traditional resampling

仿真步数	仿真次数	系统重采样/s	Chophthin 重采样/s	多重重采样/s	分层重采样/s	拒绝重采样/s
10	100	198.5805	194.6208	201.3066	197.5166	194.5016
1	100	21.5876	19.6981	19.2379	19.7431	20.1124
100	1	19.7698	18.8239	19.7960	20.1851	19.8892
10	1	2.2616	2.0342	2.3499	1.9860	1.7916
1	1	0.2225	0.1751	0.2507	0.1828	0.1337

由表 1 可以看出,Chophthin 重采样算法的单步计算时间仅多于拒绝重采样,而多步计算时间与传统重采样相近。尽管其采样次数多于传统重采样,但仿真时间并未明显增加,证明其是一种高效的重采样算法。

5 结束语

针对传统重采样存在的样贫、ESS 波动、滤波性能不稳定等缺点,本文在粒子滤波中引入 Chophthin 重采样,并将其应用于闪烁噪声下的目标跟踪,提出了一种 Chophthin 重采样粒子滤波的目标跟踪算法。仿真实验结果表明,与传统重采样粒子滤波算法相比,新算法具有滤波精度高、ESS 稳定、计算效率高、受算法参数影响小的优点,尤其是在粒子数量少、量测噪声小的情况下其优劣性更为突出。

参 考 文 献

- [1] 曾广裕,申强,李东光,等.基于扩展卡尔曼滤波的全球导航卫星系统矢量跟踪建模与仿真[J].兵工学报,2015,36(3):530-538.
- [2] DING H H, FENG H, XU H X. An adaptive unscented Kalman filter for tracking sudden environmental forces changes in dynamic positioning system [J]. Journal of Ship Mechanics, 2017, 21(6):711-721.

- [3] 遂志宇,王大鸣,王建辉,等.基于时频差的正交容积卡尔曼滤波跟踪算法[J].物理学报,2015,64(15):25-32.
- [4] 王广帅,林德福.两回路/三回路驾驶仪对闪烁背景下制导精度的影响[J].系统工程与电子技术,2016,36(8):1873-1879.
- [5] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings F – Radar and Signal Processing, 1993, 140(2):107-113.
- [6] 田梦楚,薄煜明,吴盘龙,等.基于萤火虫优化粒子滤波的新型机动目标跟踪算法[J].控制与决策,2017,32(10):1758-1766.
- [7] 陈志敏,吴盘龙,薄煜明,等.基于自控蝙蝠算法智能优化粒子滤波的机动目标跟踪方法[J].电子学报,2018,46(4):886-894.
- [8] 王宇霞,赵清杰,蔡艺明,等.基于自重构粒子滤波算法的目标跟踪[J].计算机学报,2016(7):1294-1306.
- [9] 李天成,范红旗,孙树栋.粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用[J].自动化学报,2015,41(12):1981-2002.
- [10] 李娟,刘晓龙,卢长刚,等.改进的粒子滤波重采样算法[J].吉林大学学报:工学版,2015,45(6):2069-2074.
- [11] GANDY A, LAU D H. The Chophthin algorithm for resampling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(16):4273-4281.
- [12] LI T C, BOLIC M, DJURIC P M. Resampling methods for particle filtering: classification, implementation, and strategies[J]. IEEE Signal Processing, 2015, 32(3):70-86.
- [13] LI T, SUN S, SATTAR T P. Adaptive sample size in particle filters through KLD-resampling[J]. Electronics Letters, 2013, 49(12):740-742.
- [14] LI T C, VILLARRUBLA G, SUN S D. Resampling methods for particle filtering: identical distribution, a new method, and comparable study[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2015, 16(11):969-984.

(上接第 17 页)

提算法获得了十分优秀的性能,但在处理被遮挡的目标时仍存在一些不足之处,后续的工作可以进一步对相关滤波器与直方图分类器的更新问题进行研究。

参 考 文 献

- [1] 魏全禄,老松杨,白亮.基于相关滤波器的视觉目标跟踪综述[J].计算机科学,2016,43(11):1-5.
- [2] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013:2411-2418.
- [3] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010:2544-2550.
- [4] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels [C]//European Conference on Computer Vision, 2012:702-715.
- [5] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3):583-596.
- [6] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]//British Machine Vision Conference, 2014. doi:10.5244/C.28.65.
- [7] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking [C]//International Conference on Computer Vision, IEEE, 2015:4310-4318.
- [8] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: complementary learners for real-time tracking [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016. doi:10.1109/CVPR.2016.156.
- [9] 张雷,王延杰,孙宏海,等.采用核相关滤波器的自适应尺度目标跟踪[J].光学精密工程,2016,24(2):448-459.
- [10] 王峰,王春平,付强,等.基于分块的尺度自适应CSK跟踪算法[J].电光与控制,2017,24(2):25-29.
- [11] 忽晓伟,陈娟.融合颜色特征的核相关滤波器目标跟踪[J].电光与控制,2017,24(6):43-46.
- [12] 杨德东,毛宁,杨福才,等.利用最佳伙伴相似性的改进空间正则化判别相关滤波目标跟踪[J].光学精密工程,2018,26(2):492-502.
- [13] PORIKLI F. Integral histogram:a fast way to extract histograms in Cartesian spaces [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 829-836.
- [14] HE S, YANG Q, LAU R W H, et al. Visual tracking via locality sensitive histograms [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2427-2434.
- [15] WANG M, LIU Y, HUANG Z Y. Large margin object tracking with circulant feature maps [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:4800-4808.