

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314743

改进布谷鸟算法优化粒子滤波的多目标跟踪方法*

申明亮 唐骏 黄豆豆 袁江南

(厦门理工学院光电与通信工程学院 厦门 361000)

摘要: 标准粒子滤波器的重采样会造成粒子贫化,影响跟踪系统的精度。为克服这一缺陷,提出了一种改进布谷鸟搜索算法优化粒子滤波的多目标跟踪方法。将粒子作为布谷鸟宿主鸟巢,模拟布谷鸟寻找宿主鸟巢位置的行为,通过全局搜索和局部搜索两个阶段使粒子向高似然区域移动。同时,改进布谷鸟搜索算法的寻优机制,提出动态搜索步长和强化局部搜索的方法,加强了算法的全局搜索的收敛速度。此外,改进算法结合了联合概率数据关联,用于解决多机动目标跟踪问题。本文设置了一维环境和二维环境两组实验,对比优化后的粒子滤波算法与标准粒子滤波算法的目标跟踪性能。实验结果表明,本文提出的算法不仅全局收敛速度更快,而且提高了多机动目标跟踪的精度;与标准布谷鸟搜索优化粒子滤波算法相比,全局收敛迭代速度提高了28.5%;与粒子滤波联合概率数据关联和粒子群优化粒子滤波联合概率数据关联算法相比,估计精度分别提高了24.7%和11.81%。

关键词: 粒子滤波;布谷鸟搜索算法;多目标跟踪

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Multi-object tracking method based on improved cuckoo search algorithm optimized particle filter

Shen Mingliang Tang Jun Huang Doudou Yuan Jiangnan

(School of Optoelectronic and Communication Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen 361000, China)

Abstract: Resampling in standard particle filters can lead to particle impoverishment, affecting the accuracy of tracking systems. To overcome this deficiency, an improved cuckoo search algorithm-based optimization method for particle filtering in multi-object tracking is proposed. In this method, particles are treated as host nests for cuckoo birds, simulating the behavior of cuckoo birds in locating nest positions. The algorithm consists of two stages: global search and local search, which collectively guide particles towards high likelihood regions. Furthermore, enhancements are made to the cuckoo search algorithm, introducing dynamic search step sizes and reinforcing the local search mechanism, thereby improving the convergence speed of the algorithm in global search. Additionally, the improved algorithm incorporates joint probability data association for addressing multi-maneuver object tracking problems. Two sets of experiments are conducted in one-dimensional and two-dimensional environments to compare the tracking performance of the optimized particle filtering algorithm with the standard particle filtering algorithm. The experimental results demonstrate that the algorithm proposed in this paper exhibits not only faster global convergence but also an enhanced precision in multi-object tracking. In comparison to the standard Cuckoo Search Optimized Particle Filter algorithm, it showcases a 28.5% increase in global convergence iteration speed. Furthermore, when juxtaposed against the particle filter joint probability data association and particle swarm optimization particle filter joint probability data association algorithms, it shows respective accuracy enhancements of 24.7% and 11.81% in estimation precision.

Keywords: particle filter; cuckoo search algorithm; multi-object tracking

0 引言

多目标跟踪系统用数据关联选择更新目标状态估计的

测量数据。其中,联合概率数据关联算法(joint probabilistic data association, JPDA)是经典的多目标跟踪数据关联算法之一^[1]。标准JPDA算法采用卡尔曼滤波对

收稿日期:2023-10-11

* 基金项目:国家自然科学基金项目(62201482)资助

非线性运动进行线性模型逼近。在处理线性和高斯系统有很好的估计性能;然而,实际环境中,目标运动通常是非线性系统,为了让跟踪效果更精确,学者们进行了3种改进:1)结合扩展卡尔曼滤波,通过函数逼近方法利用非线性系统函数的低阶展开来逼近非线性函数本身^[2];2)结合无迹卡尔曼滤波,通过确定性采样近似方法在非线性和系统传输后,利用确定性采样来近似系统状态及其分布^[3];3)结合容积卡尔曼滤波,通过积分逼近法使用各种数值手段来逼近多维积分^[4]。以上的改进措施均一定程度上可以解决非线性运动问题,但使用条件要求状态变量服从高斯分布,当应用于非线性非高斯系统时,其性能将急剧下降。

粒子滤波(particle filter, PF)是一种递归贝叶斯滤波方法,通过随机样本在状态空间中传播来逼近概率密度函数^[5],适用于非线性非高斯系统的状态估计问题。JPDA与PF相结合可以处理非线性、非高斯系统条件下的多目标跟踪^[6],然而,传统PF存在粒子贫化问题,导致样本重复且多样性丧失,降低了估计精度。学者们提出了改进重采样^[7]和基于重要性函数采样^[8]的方法,以获得更有效的粒子样本。但是存在改进重采样后获得的粒子仍不理想以及一般非线性系统中获得最优重要性采样函数困难的问题。

群智能优化算法与粒子滤波结合是解决粒子贫化问题的新方法^[9],学者们将各种基于种群的改进智能优化算法应用于粒子滤波。例如在遗传算法中引入粗化和分类步骤并且替代粒子滤波重采样步骤,进一步增加粒子的多样性^[10],但粗化的抖动噪声参数设置困难;提出粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)粒子滤波(PSO-PF)^[11],通过驱动粒子向高似然区域移动解决粒子贫乏问题,但容易早熟收敛;在蝴蝶算法中引入对立学习和自适应惯性权重提高算法的寻优性能^[12],提高粒子滤波估计精度,但需要迭代次数较多。以上算法都存在局限性,因此,在选择优化算法时,需要综合考虑寻优能力,参数设置难度以及迭代次数,以提高粒子滤波的稳定性和精度。

布谷鸟搜索算法(cuckoo search, CS)是基于种群的经典智能优化算法,模拟了布谷鸟寻找宿主鸟巢的过程。它具有结构简单、全局搜索能力强和参数少的优点,然而,CS算法存在全局寻优速度较慢和局部寻优能力不足的问题^[13-15]。为了提高CS算法的性能,做出如下改进:一方面,在莱维飞行寻优过程中动态自适应调整步长,加快算法的收敛速度;另一方面,改进被发现宿主鸟巢的寻优方式,利用全局最优解引导,提高寻优精度。然后与粒子滤波结合提出了改进布谷鸟搜索优化粒子滤波算法(ICS-PF),相比于CS-PF,可以用较少的迭代次数提高粒子多样性,解决粒子贫化问题;最后,结合JPDA算法,提出了基于改进布谷鸟搜索算法优化粒子滤波的联合概率数据关联算法(JPDA-ICS-PF),与经典的JPDA-PF和JPDA-PSO-PF相比,提高了多机动目标跟踪的精度。

1 主要算法基本原理

1.1 标准粒子滤波算法

粒子滤波的基本思想是利用状态空间中的一组随机样本逼近条件后验概率密度函数,实现对非线性系统状态的估计^[16]。

算法步骤描述如下:

1)初始化粒子状态值。从先验概率密度中采样 N 个粒子,组成初始粒子集合 $\{x_0^i, i=1, 2, \dots, N\}$,所有粒子权值 w_k^i 设置为 $1/N$ 。

2)预测。用状态方程预测 k 时刻粒子状态 $\{\hat{x}_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ 。

3)更新。更新 k 时刻粒子权值并且归一化:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k - h(\hat{x}_k^i)) \quad (1)$$

式中: z_k 是量测值, $h(\hat{x}_k^i)$ 是预测状态量测值。

4)重采样。得到新的粒子状态 $\{\hat{x}_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ 。

5)状态输出。计算 k 时刻粒子滤波状态值:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^N w_k^i \hat{x}_k^i \quad (2)$$

1.2 布谷鸟搜索算法

CS算法是一种通过模拟布谷鸟寻找宿主鸟巢来进行优化搜索的启发式算法。它结合了种群寻找最优位置和莱维飞行方式搜索的特点^[17]。

算法描述如下:

1)布谷鸟随机莱维飞行寻找宿主鸟巢:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \otimes \text{levy}(\beta) \quad (3)$$

式中: x_i^t 表示第 t 次迭代第 i 个解; α 表示步长控制因子; \otimes 表示向量与向量之间的点乘; $\text{levy}(\beta)$ 是服从莱维概率分布的随机数:

$$\text{levy}(\beta) \sim \mu = t^{-\lambda}, 0 < \lambda < 2 \quad (4)$$

式中: λ 为幂次系数; μ 为服从正态分布的随机数。

2)按照发现概率 P_a 丢弃部分劣质宿主鸟巢,然后采用随机移动的方式寻找与丢弃鸟巢相同数量的新鸟巢,计算公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \text{rand} \times (x_m^t - x_n^t) \quad (5)$$

式中: $\text{rand} \in (0, 1)$; x_m^t 和 x_n^t 分别表示第 t 次迭代的两个随机鸟巢。

1.3 改进布谷鸟搜索算法

1)布谷鸟搜索算法中,莱维飞行步长控制因子 α 控制搜索范围,步长取值较大时,搜索全局最优解的速度较快,相反,会导致寻优速度较慢甚至陷入局部最优。标准CS算法采用随机步长因子,使全局寻优速度相对变慢。因此,为了加快收敛速度,有效减少ICS-PF的迭代次数,步长控制因子定义为:

$$\alpha = \frac{|x_{best}^t - x_{worst}^t|}{|x_i^t - x_{best}^t|} \alpha_0 (x_i^t - x_{best}^t) \quad (6)$$

式中: x_{best}^t 是最优粒子, x_{worst}^t 是最差粒子。

如式(6)所示,步长控制因子根据最优粒子与最差粒子的距离变化,较大时,使用大步长进行大范围搜索,加快全局寻优速度;较小时,使用小步长进行局部搜索,防止发散。相比于随机步长因子,提高了粒子向高似然区域移动的收敛速度。

2)布谷鸟搜索算法中,粒子局部搜索是在所有粒子中随机选择两个粒子,由于粒子选择的不确定性,会导致搜索精度较低并且降低收敛速度,所以重新定义局部搜索公式:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + rand \times (x_{newbest}^t - x_i^t) \quad (7)$$

式中: $x_{newbest}^t$ 表示第 t 次莱维飞行后的当前最优粒子。

如式(7)所示,粒子 i 的局部搜索是向当前最优粒子移动,定向引导部分粒子向高似然区域移动,相比于随机选择粒子,提高了粒子的寻优精度和收敛速度。

1.4 全局收敛性分析

ICS 算法属于随机搜索方法,采用随机算法的收敛准则判断其收敛性^[18]。

对于优化问题 $\langle S, f \rangle$, 随机算法 A 在第 t 次和第 $t+1$ 次迭代时的结果分别为 x_t 与 $x_{t+1} = A(x_t, \xi)$, 其中, S 为可行解空间, f 为目标函数, ξ 为算法 A 搜索过的解。

条件 1: $f(H(x, \xi)) \leq f(x)$; 若 $\xi \in S$, 则有 $f(H(x, \xi)) \leq f(\xi)$ 。

条件 2: 对于 $\forall B \in S$, 有:

$$\prod_{t=0}^{\infty} (1 - \mu_t(B)) = 0 \quad (8)$$

式中: $\mu_t(B)$ 表示算法 A 第 t 次迭代寻优所得解在集合 B 上的概率测度。

定理 1: 设函数 f 可测, 可行解空间 S 是 R^n 中的可测子集, 随机优化算法满足条件 1 和条件 2, x_t 是算法迭代过程中产生的序列, 则存在:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} P[x_t \in S^*] = 1 \quad (9)$$

式中: $P[\cdot]$ 表示算法第 t 次迭代的结果落在集合 S^* 中的概率; S^* 表示全局最优点集合。

证明: ICS 的算法流程会将每次迭代过程中产生的当前最优粒子位置保存, 目标函数值具有非增性, 即符合收敛条件 1。在经过无限次迭代后, 仍不能发现全局最优解的概率为 0, 所以满足式(8), 即符合收敛条件 2。由定理 1 可知, ICS-PF 收敛于全局最优。

1.5 时间复杂度分析

标准 PF 的时间复杂度受到初始化粒子个数和重采样步骤的影响, 粒子数越多, 时间复杂度越高。而对于 CS-PF, 通过替换重采样步骤, 引入了生成随机数、莱维飞行以及发现与丢弃阶段, 从而增加了时间复杂度。而 ICS-PF 相比于 CS-PF, 全局搜索阶段最差粒子代替了随机生成的正态分布随机数, 以及局部搜索中当前最优粒子替代了随机选择的粒子, 因此 ICS-PF 时间复杂度与 CS-PF 相同, 且均大于标准 PF。

1.6 局部搜索能力分析

CS 算法通过随机步长的莱维飞行实现全局搜索, 接着部分粒子进行简单的随机游走局部搜索。相比之下, ICS 算法采用动态步长的莱维飞行, 然后部分粒子朝当前最优解移动进行局部搜索。虽然 CS 算法具有较强的跳出局部最优能力, 但 ICS 算法不仅因为莱维飞行后的当前最优粒子的引导而同样具备跳出局部最优的潜力, 而且在局部搜索精度上更优。ICS 算法的局部搜索更具有针对性, 使其能够更精确地探索附近解空间。

1.7 优化强度确定

ICS 算法通过替代粒子滤波的重采样步骤来优化粒子分布, 不要求粒子全部收敛到全局最优。为了避免粒子贫化, 需要设置最大迭代次数, 控制优化强度并维持粒子多样性。本文使用种群熵作为量化指标来确定迭代次数的最大值^[19]。

设粒子数为 N , 目标函数定义为:

$$fitness_i = \exp \left[-\frac{1}{2R} (z_{new} - z_{pred}^i)^2 \right] \quad (10)$$

式中: R 为量测噪声协方差, z_{new} 为量测值, z_{pred}^i 为预测粒子的量测值。

粒子的目标函数集合表示为 $\{fitness^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。其中:

$$f_{\min} = \min\{fitness^1, fitness^2, \dots, fitness^N\} \quad (11)$$

$$f_{\max} = \max\{fitness^1, fitness^2, \dots, fitness^N\} \quad (12)$$

以 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 对应粒子位置为间隔, 分成 N 个宽度相同的小间隔。在每个小区间内的粒子数被计算为 $\{e_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

$$p_i = \frac{e_i}{N} \quad (13)$$

$$D_i = -\sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i) \quad (14)$$

式中: D_i 称为种群熵, 反映粒子多样性, D_i 值越大, 粒子的多样性程度越高。

2 改进布谷鸟算法优化粒子滤波的联合概率数据关联算法(JPDA-ICS-PF)

本文将 JPDA 和 ICS-PF 结合为 JPDA-ICS-PF, 该方法通过改进布谷鸟搜索算法优化粒子滤波, 用于解决非线性、非高斯的多目标跟踪问题。具体实现步骤如下:

1)初始化基本参数。目标检测概率 P_d , 目标落入确认门概率 P_g , 最大迭代次数 t_{\max} , 宿主鸟巢发现概率 P_a 。

2)初始化粒子状态。对 L 个目标从先验概率密度中分别采样 N 个粒子 $\{x_{l,0}^i, i = 1, 2, \dots, N, l = 1, 2, \dots, L\}$, 粒子权值为 $1/N$ 。

3)预测粒子状态。通过状态运动方程预测目标的 k 时刻粒子状态 $\{\hat{x}_{l,k}^i, i = 1, 2, \dots, N, l = 1, 2, \dots, L\}$ 。

4) 门选有效量测。落入目标确认波门内的量测点为有效量测。

k 时刻的目标预测状态和协方差矩阵:

$$\hat{x}_{l,k} = \mathbf{F}x_{l,k-1} + \omega_k \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{l,k} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{l,k-1}\mathbf{F} + \mathbf{Q} \quad (16)$$

式中: \mathbf{F} 是状态转移矩阵, \mathbf{Q} 是过程噪声协方差矩阵, ω_k 是系统过程噪声。

残差协方差为:

$$S_{l,k} = H\hat{\mathbf{P}}_{l,k}H^T + R \quad (17)$$

残差为:

$$v_{l,j,k} = z_{j,k} - \hat{x}_{l,k} \quad (18)$$

确认波门判断准则为:

$$v_{l,j,k}S_{l,k}^{-1}v_{l,j,k}^T < \gamma \quad (19)$$

式中: R 是目标量测噪声矩阵; γ 是波门大小。

5) 建立确认矩阵。如果有效量测 j 落入目标 l 确认波门内, 则确认矩阵中对应位置的元素为 1, 否则为 0。

$$\Omega = \begin{array}{c} \text{Target} \rightarrow \begin{array}{ccc} 0 & 1 & 2 \\ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} & \begin{array}{c} 1 \\ 2 \\ 3 \end{array} \end{array} \end{array} \quad (20)$$

如式(20)所示, 确认矩阵第一列所有元素均为 1, 表示测量值有可能来自虚警或杂波。

6) 建立联合事件关联矩阵。确认矩阵 Ω 拆分为联合事件关联矩阵 $\{\theta_{m,k}, m = 1, 2, \dots, M\}$ 。

7) 计算联合事件概率。

量测关联指示:

$$\tau_j(\theta_{m,k}) = \sum_{l=1}^L e_{l,j}(\theta_{m,k}) = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \quad (21)$$

目标检测指示:

$$\delta_l(\theta_{m,k}) = \sum_{j=1}^J e_{l,j}(\theta_{m,k}) = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \quad (22)$$

虚假量测数量:

$$\phi(\theta_{m,k}) = \sum_{j=1}^J \{1 - \tau_j(\theta_{m,k})\} \quad (23)$$

有效量测 j 与目标 l 关联的似然函数为:

$$N_{l,j}(z_{j,k}) = (2\pi)^{-n_z/2} |S_{l,k}|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}v_{l,j,k}^T S_{l,k}^{-1}v_{l,j,k}\right) \quad (24)$$

联合事件的后验概率为:

$$P(\theta_{m,k}) = \frac{1}{c} \frac{\phi(\theta_{m,k})!}{V^{\phi(\theta_{m,k})}} \prod_{l=1}^L (P_D^l)^{\delta_l(\theta_{m,k})} (1 - P_D^l)^{1 - \delta_l(\theta_{m,k})} \prod_{j=1}^J N_{l,j}(z_{j,k})^{\tau_j(\theta_{m,k})} \quad (25)$$

式中: c 是归一化常数, V 是确认波门体积, n_z 是量测值的

维度数量。

8) 计算关联概率。

有效量测 j 与目标 l 的关联概率为:

$$\beta_{l,j,k} = \sum_{m=1}^M e_{l,j} P(\theta_{m,k}) \quad (26)$$

9) 目标的粒子集合分组。例如, 如果目标 l 有 n 个相关的量测, 则粒子集合划分为 n 个粒子子集 $\{\{\hat{x}_{l,k}^i\}^a, a = 1, 2, \dots, n\}$ 。

10) 将粒子子集 $\{\hat{x}_{l,k}^i\}^a$ 与对应量测输入 ICS-PF 进行迭代, 得出优化后的粒子 $\{\bar{x}_{l,k}^i\}^a$, 最终得出每个目标的粒子子集 $\{\{\bar{x}_{l,k}^i\}^a, a = 1, 2, \dots, n\}$ 。

11) 更新粒子权值。根据优化后的粒子和对应有效量测更新粒子权值并且归一化。

$$\omega_{l,k}^i = \sum_{j=1}^J \beta_{l,j,k} N_{l,j}^i(z_{j,k}) \quad (27)$$

$$\omega_{l,k}^i = \omega_{l,k}^i / \sum_{i=1}^N \omega_{l,k}^i \quad (28)$$

12) 计算粒子子集估计状态。粒子子集和对应有效量测作为输入, 计算出对应粒子权值并加权得出子集的状态估计值 $\{\hat{y}_{l,k}^a, a = 1, 2, \dots, n\}$ 。

13) 估计各个目标的状态。根据目标 l 的 n 个子集估计状态和对应有效量测关联概率计算目标估计状态并更新估计协方差矩阵。

$$\hat{x}_{l,k} = \sum_{a=1}^n \beta_{l,a,k} \hat{y}_{l,k}^a \quad (29)$$

$$\mathbf{P}_{l,k} = \sum_{i=1}^N \omega_{l,k}^i (\bar{x}_{l,k}^i - \hat{x}_{l,k}) (\bar{x}_{l,k}^i - \hat{x}_{l,k})^T \quad (30)$$

3 实验结果与分析

3.1 基本性能测试

单变量非静态增长模型是一个高度非线性的系统, 其过程模型和量测模型如下:

过程模型:

$$x_k = 0.5x_{k-1} + \frac{25x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos[1.2(k-1)] + \omega_k \quad (31)$$

量测模型:

$$z_k = \frac{x_k^2}{20} + v_k \quad (32)$$

式中: ω_k 是高斯噪声, v_k 是闪烁噪声。

设系统噪声方差为 $Q = 1$, 闪烁噪声方差为 1, 闪烁噪声强度为 0.1, 仿真时间步长为 50, 发现概率 $P_o = 0.25$ 。

由表 1 可以看出, 随着迭代次数的增加, CS-PF 和 ICS-PF 的粒子多样性也在增加, 增加到一定程度后开始回落。与 CS-PF 相比, ICS-PF 在 5 次迭代后达到种群熵最大值, 因此设置最大迭代次数为 5 次。

表 1 粒子的种群熵

迭代 次数	$k=5$		$k=45$	
	CS-PF	ICS-PF	CS-PF	ICS-PF
$t=1$	1.238 5	0.954 7	1.108 9	1.494 4
$t=2$	1.606 9	1.087 6	1.417 4	1.558 8
$t=3$	1.674 6	1.117 8	1.785 8	1.709 3
$t=4$	1.657 4	1.145 6	2.194 6	1.754 9
$t=5$	1.784 3	1.209 1	2.239 9	1.622 1
$t=6$	2.242 5	1.085 1	2.409 8	1.540 1
$t=7$	2.389 3	1.067 9	2.421 5	1.427 3
$t=8$	2.492 2	1.009 6	2.322 3	1.338 0
$t=9$	2.593 9	0.944 5	2.343 5	1.264 1
$t=10$	2.594 6	0.902 2	2.342 6	1.111 7

当粒子数 $N=100$ 时,得出仿真运行结果,由图 1 和 2 可以看出,ICS-PF 比 PF 具有更高的估计精度。因为 ICS-PF 模拟布谷鸟寻找宿主鸟巢的过程,在动态步长下加强全局寻优速度,以及局部搜索时加速向最优粒子移动,用较少的迭代次数使优化后的粒子不仅接近真实值,而且保证了多样性。

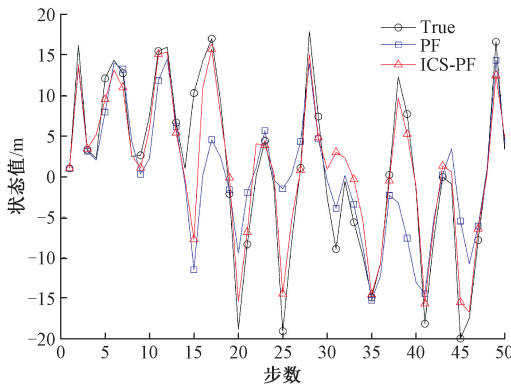


图 1 单目标状态估计结果图

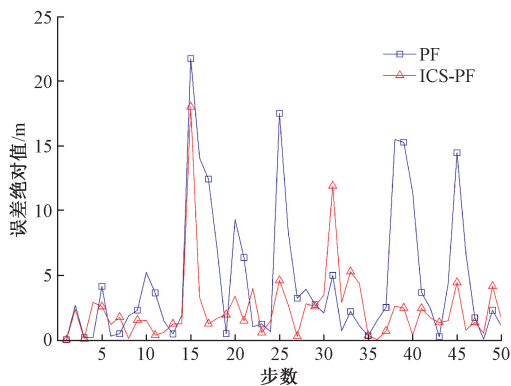


图 2 单目标状态估计误差绝对值图

为了检验 ICS-PF 在状态估计中的粒子样本多样性,将仿真步数增加到 100 步,选出第 30 步和第 90 粒子状态结

果图。由图 3 和 4 可以看出,标准粒子滤波的粒子多样性整体性能较差,多数粒子集中在真实状态值附近,因此会严重影响滤波器的性能。在 ICS-PF 算法中,通过根据粒子集合找到的目标当前最优位置调整飞行轨迹,提高了群体迭代搜索的效率和粒子分布的多样性,促使大部分粒子分布在高似然区域,少部分粒子分布其他区域。所以 ICS-PF 提高了粒子多样性,从而解决了粒子贫化问题。

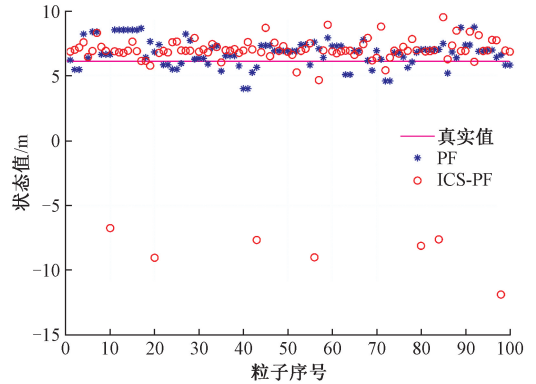


图 3 粒子分布图($k=30$)

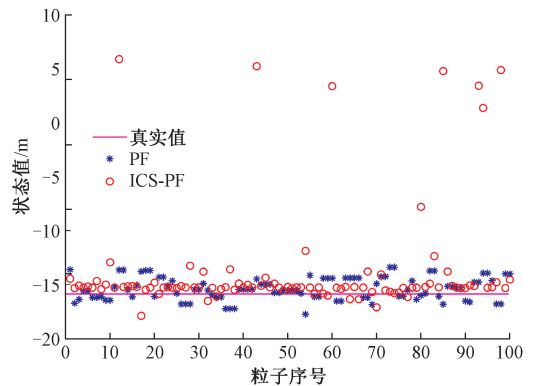


图 4 粒子分布图($k=90$)

3.2 多目标跟踪性能测试

雷达测量间隔 $T=0.5$ s,仿真步数为 50;目标 $T1$ 的初始状态 $x_1=[3\ 000,40,20],y_1=[7\ 000,-400,20]$;目标 $T2$ 的初始状态 $x_2=[9\ 000,-100,-20],y_2=[200,400,-10]$ 。

运动模型为 singer 模型,状态转移矩阵为:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & (\alpha T + e^{-\alpha T} - 1)/\alpha^2 \\ 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (33)$$

均方根误差(RMSE)公式为:

$$RMSE = \left[\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (x_k - \hat{x}_k)^2 \right]^{1/2} \quad (34)$$

参数设置如下:每个目标的粒子数 $N=100$,闪烁噪声方差为 140,闪烁噪声强度为 0.1,机动频率 $\alpha=1/70$,最大加速度为 $a_{\max}=1$ m/s,最大加速度概率 $p_{\max}=0.95$,非机动概率 $p_0=0.05$,检测概率 $P_d=1$,落入确认门的概

率 $P_g = 0.9989$, 根据卡方分布表得出的确认门阈值 $\gamma = 16$ 。

在改进的布谷鸟搜索算法中, 设置发现概率 $P_d = 0.25$, 最大迭代次数 $t_{max} = 5$ 。

为了验证 ICS 与 JPDA 融合的优越性, 在仿真实验中将 JPDA-ICS-PF 与 JPDA-PF 和 JPDA-PSO-PF 进行了比较。在 JPDA-PSO-PF 中, 学习因子设置为 1, 惯性权重为 0.5。

由图 5、6 和 7 可以看出, 本文提出的 JPDA-ICS-PF 比 JPDA-PF 和 JPDA-PSO-PF 具有更好的跟踪精度。因为 PF 的重采样方法会造成粒子贫化问题, 从而影响下一次的估计精度。PSO-PF 与 ICS-PF 类似, 但在迭代搜索过程中容易陷入局部最优, 从而降低了算法的全局搜索能力, 影响了估计精度。ICS-PF 使用动态步长寻找全局最优, 并采用当前全局最优引导粒子局部寻优提高了收敛速度, 促使粒子向高似然区域移动, 同时避免粒子过度集中在高似然区域内, 以此解决了粒子贫化问题, 使粒子分布更加合理。

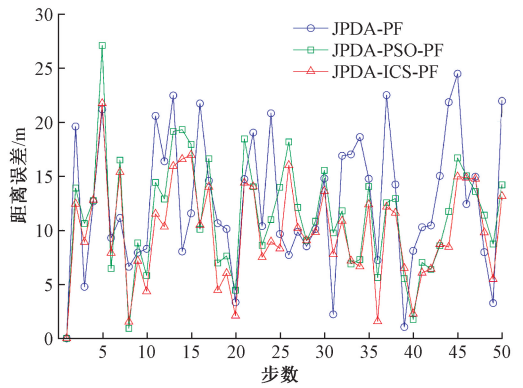


图7 目标2跟踪误差绝对值图

置, 且 JPDA-ICS-PF 算法的精度优于 JPDA-PSO-PF 算法与 JPDA-PF, 因此, 它的搜索效率更高。综上所述, 本文提出的 JPDA-ICS-PF 提高了跟踪精度, 具有更好的综合性能。

表2 运行时间比较

粒子数	运行时间/s		
	JPDA-PF	JPDA-PSO-PF	JPDA-ICS-PF
$N=100$	0.21	0.81	1.68

表3 均方根误差比较

粒子数		RMSE/m		
		JPDA-PF	JPDA-PSO-PF	JPDA-ICS-PF
T1	x	10.608 2	9.169 6	8.133 4
$N=100$	y	10.699 2	8.361 3	7.414 8
T2	x	10.704 0	9.209 4	8.040 6
$N=100$	y	9.121 5	8.351 0	7.360 8

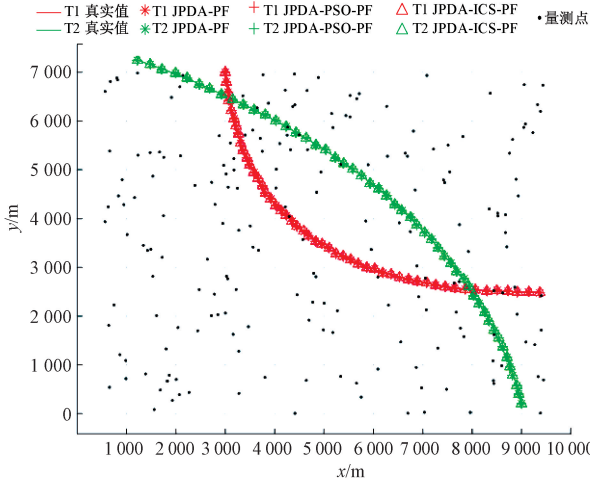


图5 多目标跟踪结果图

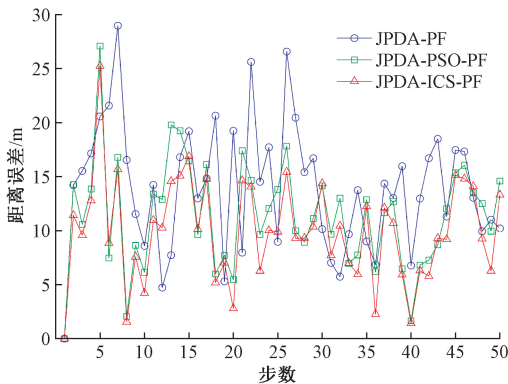


图6 目标1跟踪误差绝对值图

由表 2 和 3 可知, 在估计精度上, JPDA-ICS-PF 优于 JPDA-PF 和 JPDA-PSO-PF, 但是在计算速度上较慢。由于改进后的布谷鸟搜索算法参数比粒子群算法更易于设

4 结 论

布谷鸟搜索算法具有较强的全局搜索能力。然而, 将布谷鸟搜索算法和粒子滤波直接结合应用于雷达多目标跟踪时, 存在收敛速度慢, 迭代次数较多的问题。针对这一问题, 通过改进步长控制因子和局部搜索机制, 加快了粒子收敛速度, 同时, 利用最新的量测值, 使粒子以较少的迭代次数移动到全局的高似然区域, 提高了粒子的整体质量和多机动目标跟踪的准确性。仿真结果表明, JPDA-ICS-PF 对多机动目标情况有较好的跟踪精度。后续的研究包括在其他噪声环境和机动模型下的多机动目标跟踪问题, 并尝试进一步降低联合概率数据关联算法的计算量。

参考文献

[1] PAVLIV M, SCHIANO F, REARDON C, et al. Tracking and relative localization of drone swarms with a vision-based headset [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1455-1462.

- [2] JAHANTIGHY A, TORABI H, MOHANNA F. Multiple targets video tracking based on extended kalman filter in combination with particle swarm optimization for intelligent applications[J]. SN Applied Sciences, 2023, 5(3): 82.
- [3] JIANG K, ZHOU J J, LYU R G, et al. Multi-target tracking algorithm of vehicle-mounted millimeter-wave radar based on IMM-JPDA-STUKF[C]. EEI 2022; 4th International Conference on Electronic Engineering and Informatics, VDE, 2022: 1-5.
- [4] ZHAO S, WANG Y, WANG P, et al. Adaptive non-linear joint probabilistic data association for vehicle target tracking [J]. IEEE Access, 2021, 9: 14138-14147.
- [5] 张程振, 丁元明, 杨阳. 水下目标跟踪粒子滤波算法性能分析[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(2): 18-24.
- [6] SUN L, LI Y. Multi-target pig tracking algorithm based on joint probability data association and particle filter[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(4): 199-207.
- [7] FAN Y R, HUANG G H, BAETZ B W, et al. Development of a copula-based particle filter (CopPF) approach for hydrologic data assimilation under consideration of parameter interdependence[J]. Water Resources Research, 2017, 53(6): 4850-4875.
- [8] DU X, WANG Y, HU H, et al. The attitude inversion method of geostationary satellites based on unscented particle filter [J]. Advances in Space Research, 2018, 61(8): 1984-1996.
- [9] 高岳林, 杨钦文, 王晓峰, 等. 新型群体智能优化算法综述[J]. 郑州大学学报(工学版), 2022, 43(3): 21-30.
- [10] ZHOU N, LAU L, BAI R, et al. A genetic optimization resampling based particle filtering algorithm for indoor target tracking [J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 132.
- [11] 王力, 贾欣雨. 基于 PSO-PF-SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2023, 44(2): 221-228, 234.
- [12] 杜先君, 韩晓矿. 改进的蝴蝶算法优化粒子滤波算法研究[J]. 舰船电子工程, 2021, 41(7): 64-67, 79.
- [13] PU R, WANG S, CHEN X, et al. A novel cuckoo search particle filtering strategy for the remaining useful life prediction of the lithium-ion batteries in hybrid electric vehicle [J]. International Journal of Energy Research, 2022, 46(15): 21703-21715.
- [14] 魏颖, 郭鲁. 基于改进布谷鸟粒子滤波算法的 WSN 目标跟踪 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(7): 273-279, 297.
- [15] 文尚胜, 许函铭, 陈贤东, 等. 基于混合多策略优化的粒子滤波算法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022, 50(6): 49-59.
- [16] 高越, 曹梦龙, 王啸宇. 复杂环境下探测器高精度自主导航算法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(3): 61-66.
- [17] WEI J, NIU H. A ranking-based adaptive cuckoo search algorithm for unconstrained optimization [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 204: 117428.
- [18] TIAN M, BO Y, CHEN Z, et al. Multi-target tracking method based on improved firefly algorithm optimized particle filter [J]. Neurocomputing, 2019, 359: 438-448.
- [19] 刘洪达, 李德全, 王栋. 基于种群熵的变步长布谷鸟搜索算法[J]. 计算机仿真, 2022, 39(9): 370-376.

作者简介

申明亮, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理与数据处理。

E-mail: 415831604@qq.com

袁江南(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为通信信号处理、嵌入式系统等。

E-mail: jnyuan@xmut.edu.cn