

基于精英占优裂变算法的空中目标跟踪

王其华¹, 张思维¹, 邵明省², 张玉国²

(1. 黄淮学院, 河南 驻马店 463000; 2. 鹤壁职业技术学院, 河南 鹤壁 458030)

摘要:针对粒子群对空中目标跟踪的早衰现象,采用精英占优裂变算法。首先对大权值粒子进行裂变处理逐次增加数目,为了避免粒子陷入过度裂变,增设裂变控制因子;接着选取其中非劣解粒子作为“精英占优集”,通过小生境技术分配粒子适应度值,裂变粒子群中的每个粒子分配一个标识码组,每个解根据相应的识别数组判断跟踪结果优劣;然后给出了算法评价标准和目标跟踪流程;最后给出了空中目标运动模型。实验仿真得出,跟踪结果在位置分量和速度分量上的滤波均方误差小,空间状态转向跟踪中精英占优裂变接近目标真实状态。

关键词:边界;精英占优;裂变;权限

中图分类号:TP301 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2012.02.024

Air target tracking algorithm based on elite dominant fission

WANG Qi-hua¹, ZHANG Si-wei¹, SHAO Ming-sheng², ZHANG Yu-guo²

(1. Huanghuai College, Zhumadian 463000, China; 2. Hebi Occupation Technology College, Hebi 458030, China)

Abstract: Aiming at the particle swarm to the air target tracking premature aging phenomenon, the elite dominant fission algorithm is proposed. The algorithm firstly makes fission processing to the particles with high weighted values. In order to avoid excessive fission, fission control factors are set up. Then select the non-inferior solution particles as “elite dominant set”. Through the niching technology, particle fitness values are set. Each particle in fission swarm is assigned an identification mark, tracking results can be judged according to the relative solutions of each group. Evaluation standard is set up and target tracking process is given out. Lastly, air target moving model is obtained. The simulation shows that the result of the elite dominant fission is close to the true target state.

Key words: boundary; elite dominant; fission; authorities

1 引言

在现代防御系统中,目标跟踪研究越来越受到各国的高度重视^[1]。在远程对目标进行跟踪中,由于目标过小且信噪比较低,使得跟踪结果中存在较多的虚警目标。如何精确跟踪目标的位置、航向及航速参数,是国内外在技术处理上的热点问题。

普通粒子群算法对空中目标跟踪,受航迹初始化影响较大^[2],目标跟踪中需要优化目标参数,普通粒子群算法对目标优化无法得到一个唯一的最优解^[3],同时粒子是在相应区域内均匀产生,后期有粒子退化现象和多样性衰退问题。

粒子裂变算法将粒子权值按照递增的顺序排列,选取大权值粒子进行裂变,然后把小权值粒子覆盖替换,并且数目正比于裂变前样本,在目标跟踪过

程中,当目标突然改变航行,裂变粒子通过占优取向,改变跟踪策略,防止目标跟踪丢失,但是如何对裂变的粒子占优控制和权值分配等需进一步的提高。本文为了避免粒子陷入过度裂变,增设裂变控制因子,通过精英占优算法使目标跟踪性能上最优^[4],结合小生境技术分配粒子适应度值,若精英集中非劣解粒子个数超过精英集的容量,则随机删除其中适应度最小的部分个体,随着粒子裂变的发生,群体中好的个体数目成比例性在增加,利用其中的个体作为占优中心点,将精英占优裂变粒子收敛

作者简介:王其华(1975-),男,副教授,硕士,研究方向为红外光学成像处理。E-mail: hhwqh2012@foxmail.com

收稿日期:2011-06-23; **修订日期:**2011-07-19

到全局最优解。

2 占优裂变算法描述

2.1 裂变算法

在目标跟踪中,粒子群的基本处理方法往往陷入局部极优点,即在寻优时容易出现早熟现象,导致了样本枯竭。裂变算法则通过裂变粒子数目的增加来改变样本枯竭的发生,对样本枯竭趋势粒子集中的大权值进行适当的预平滑处理。选择每次迭代后的较好粒子裂变到下一代,以保证每次迭代的粒子群都具有良好的性能。粒子裂变如下:

$$(x_k^m, w_k^m) \sim \left\{ \begin{array}{c} x_k^{m_1}, w_k^{m_1} \\ x_k^{m_2}, w_k^{m_2} \\ \vdots \\ x_k^{m_{f-1}}, w_k^{m_{f-1}} \\ x_k^{m_f}, w_k^{m_f} \end{array} \right\} \sim \left\{ \begin{array}{c} (x_k^{m_{11}}, w_k^{m_{11}}; x_k^{m_{12}}, w_k^{m_{12}}; \cdots; x_k^{m_{1p}}, w_k^{m_{1p}}) \\ (x_k^{m_{21}}, w_k^{m_{21}}; x_k^{m_{22}}, w_k^{m_{22}}; \cdots; x_k^{m_{2p}}, w_k^{m_{2p}}) \\ \vdots \\ (x_k^{m_{f-11}}, w_k^{m_{f-11}}; x_k^{m_{f-12}}, w_k^{m_{f-12}}; \cdots; x_k^{m_{f-1p}}, w_k^{m_{f-1p}}) \\ (x_k^{m_{f1}}, w_k^{m_{f1}}; x_k^{m_{f2}}, w_k^{m_{f2}}; \cdots; x_k^{m_{fp}}, w_k^{m_{fp}}) \end{array} \right\}$$

以上为粒子2次裂变过程,可见大权值粒子的数目在逐次增加,其中 x_k^m 为裂变区域 $[1, 2, \cdots, m-1, m, m+1, \cdots, n-1, n]$ 的 k 时刻第 m 个粒子, w_k^m 对应的粒子权值, $\sum_{i=1}^n w_k^m = 1 - \sum_{i=1}^{s-m} w_k^{s-m}$, s 为粒子样本总容量。裂变次数的控制如下:

将第 i 个粒子在第 t 次裂变后时的位置表示 $X_i^t = (X_{i,x}^t, X_{i,y}^t, X_{i,z}^t)$, 在下次裂变时, 获得速度 $V_i^{t+1} = (V_x, V_y, V_z)^T$, 位置更新后为 X_i^{t+1} , 假设:

$$\begin{cases} k_d = X_{\max} / X_{i,d}^{t+1} & d = 1, 2, \cdots, D \\ X_i^{t+1} = X_i^t + \min(k_d) \cdot V_i^{t+1} \end{cases}$$

式中, k_d 表示粒子在裂变上超出范围的程度^[5]。为了避免粒子陷入过度裂变, 增设裂变控制因子 ε , 得到: $X_i^{t+1} = X_i^t + \{\min(k_d) - \varepsilon\} \cdot V_i^{t+1}$, ε 一般取 $0.001 \sim 0.01$ 。

随着粒子裂变数目的增加, 裂变粒子群收敛的变化率呈现出非均匀性; 特别是在裂变数目越过某个界限后, 即使再对粒子数增加, 对目标滤波跟踪估计性能的影响几乎没有什么作用^[6], 所以本文对裂变的次数控制为2次。

2.2 精英占优策略

为了对裂变粒子分布在适当的跟踪区域空间和粒子裂变的权值分配, 增强算法在处理目标跟踪数

据过程中的能力, 在较短时间内得到均匀分布的非劣解, 提高算法对裂变群体的利用能力, 占优策略方法对裂变群体进行改进, 使个体均匀地分布于跟踪区域。

在可行解目标空间中均匀随机初始化裂变后的粒子群, 选取其中非劣解粒子, 作为“精英占优集”; 通过小生境技术分配粒子适应度值。精英集中第 i 个粒子的适应度为:

$$F(i) = \frac{1}{\sum_{j \in E} s\{\text{dist}(i, j)\}}$$

其中, E 为精英集; $s\{\text{dist}(i, j)\}$ 为精英集中第 i 个粒子和第 j 个粒子适应度分享函数:

$$s\{\text{dist}(i, j)\} = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\text{dist}(i, j)}{\sigma_{\text{share}}} \right) & \text{if } d(i, j) < \sigma_{\text{share}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $\text{dist}(i, j)$ 为第 i 和第 j 个粒子间距离, 既可采用目标变量空间距离:

$$\text{dist}(i, j) = \|y_i - y_j\|$$

也可用决策变量空间距离 $\text{dist}(i, j) = \|x_i - x_j\|$; σ_{share} 为粒子可利用共享群集。选出每次裂变后粒子群中精英集; 若精英集中非劣解粒子个数超过精英集的容量, 则随机删除其中适应度最小的部分个体^[7]。

$$\text{则: selection} = \begin{cases} \text{random}, & e < (\lambda \times l) \\ \text{elite}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, e 是裂变粒子群适应值评价次数, $l \in (0, 1]$ 是最大评价次数; λ 为选择机制控制参数。对裂变粒子群中的每个粒子分配一个标识码组 $K = (K_1, K_2, \cdots, K_{\text{target}})$, 其中为目标函数个数: $K_j(f) = (f_j - f_j^{\min}) / \varepsilon_j$, 其中, $f_j^{\min}$ 是第 j 个目标函数的最小值; ε_j 是第 j 个目标函数容差。用标识码组把目标分成子目标, 每个解根据相应的识别数组判断优劣。随着粒子裂变的发生, 群体中好的个体数目成比例性在增加, 利用其中的个体作为占优中心点, 将精英占优裂变粒子收敛到全局最优解^[8]。

2.3 精英占优引导过程

设粒子的适应值函数为: $F(x) = \frac{1}{1 + \|x_k^m - \hat{x}_k^m\|_2} x, y(x) \in \Lambda, \Lambda$ 为目标函数空间, 其

中 $\hat{x}_k^m$ 为群中离 x_k^m 距离最近的最优非劣个体; $\|x_k^m - \hat{x}_k^m\|_2$ 为欧式距离, 距离越短适应值越小, 即 $\hat{x}_k^m$ 占优的权限也越小, 此时 x_k^m 在精英集处于占优位置^[9]。

精英集对粒子群中其他普通粒子进行引导操作,在目标函数空间中任意量 $u, v \in \Lambda$, u 涉及的跟踪目标为 $(u_1, u_2, \dots, u_k)$, v 涉及的跟踪目标为 $(v_1, v_2, \dots, v_k)$, 对于 $\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 满足 $u_i \leq v_i$ 并且 $\exists j \in \{1, 2, \dots, k\}$, 使 $u_j < v_j$, 则向量 u 优于 v 。在决策空间 Ω 中, 对跟踪目标的决策变量解为 $\vec{x}$, 但是不存在 $\vec{x}' \in \Omega$, 使 $F(\vec{x}') = \{f_1(\vec{x}'), f_2(\vec{x}'), \dots, f_k(\vec{x}')\}$ 优于 $F(\vec{x}) = \{f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})\}$, 则 $\vec{x}$ 为 Ω 的最优解^[10]。这样占优裂变粒子通过对相应的目标向量支配程度改变, 跟踪的准确性得到提高。

2.4 算法评价标准

精英占优裂变算法的实质是裂变粒子在保持种群多样性的前提下, 向全局最优靠近, 占优策略使粒子根据自身的适应度调整位置, 这样群体中的个体均匀分布在搜索空间中, 对好的占优个体进行利用, 增强了算法的能力。

收敛性分析如下: 设 $f_k = \max_{x_i \in \Omega} \{f(x_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 是精英占优后 k 时刻的最佳适应度, f^* 为 k 时刻第 i 个个体与 Ω 之间在目标空间的最小欧氏距离, 若 $\lim_{k \rightarrow \infty} \{f_k = f^*\} = 1$, 表明算法所得占优解越接近所求问题的真解^[11], 即群体中包含全局最优解的概率接近 1。

$$\text{多样性分析如下: } \Delta = \frac{1}{n\sqrt{k}} \sum_{k=1}^n |f_k^i(x) - \hat{f}_k^i(x)|^2,$$

$i, j = 1, 2, \dots, n, j \neq i$

其中, n 是目标域占优解的个数; $f_k^i(x)$ 是目标向量与其最靠近的目标向量之间的距离; $\hat{f}_k^i(x)$ 是目标向量与其他的目标向量之间的距离均值。 Δ 值越小, 表明算法的多样性越好。

$$\text{占优修正错误率如下: } \text{MER} = \frac{\sum_{i=1}^r e_i}{r}$$

其中, r 为对多个目标占优解的个数。若第 i 个占优

解属于最优解域内, 则 $e_i = 0$, 若 MER 越大, 则需要修正的错误占优解越多^[12], 对本文 MER 要求为小于 0.01%。

2.5 目标跟踪流程

(1) 初始化粒子种群, 根据裂变次数的控制理论, 确定粒子裂变数目;

(2) 选取精英占优集, 分配粒子适应度值, 通过欧式距离的判断, 确定精英占优集中粒子占优的权限;

(3) 对跟踪目标的决策空间求出最优解;

(4) 对最优解的占优修正错误率判断, 若满足占优修正错误率准则, 输出结果; 否则转步骤(2)。

2.6 跟踪目标模型

当第 k 时刻时, 目标状态为: $X_k^m = (x_k^m, v_k^m, a_k^m)$, $m = 1, \dots, n$, 其中 x_k^m 为目标位置, v_k^m 为目标速度, a_k^m 为目标加速度^[13], 跟踪模型为: $x_k^m = F(X_{k-1}^m) + W_k$

$$F(\cdot) = \begin{bmatrix} 1 & w_{11} & \cdots & w_{1n} \\ 0 & 1 & w_{21} & \cdots & w_{2n-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & & 1 \end{bmatrix} \text{ 为粒子占}$$

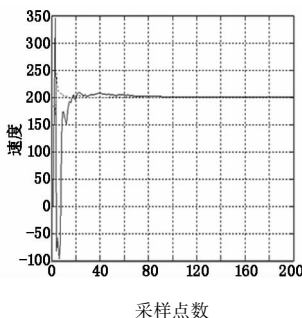
优裂变粒子跟踪测量矩阵; W_k 为系统噪声^[14]。

利用占优策略对跟踪目标进行状态更新如下:

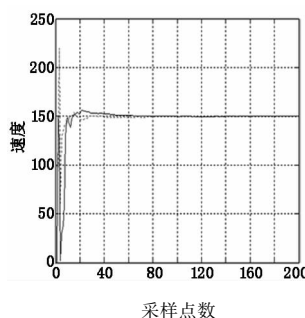
$\hat{X}_j^n = \sum_{j=1}^m w_j^n \hat{X}_{j-1}^n$, 式中 $\hat{X}_{j-1}^n$ 表示目标 n 的 $(j-1)$ 时刻跟踪结果; w_j^n 更新时分配的粒子权重系数。

3 实验仿真

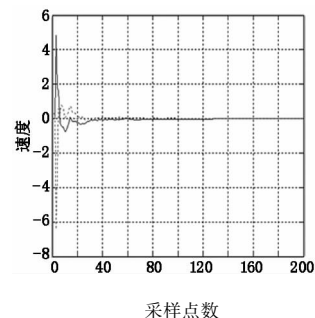
在 Matlab 7.0 环境下对本文算法进行了仿真实验, 硬件平台 CPU 3.6 GHz, 内存为 2.0 GHz。雷达同时具有测距和测速功能, 扫描周期为 2 s。目标在 x 方向的初始位置为 100 km, 目标在 y 方向的初始位置为 50 km, 目标在 z 方向的初始高度为 1000 m。在水平方向匀速飞行, x 轴方向和 y 轴方向的速度分别为 200 m/s, 150 m/s, 跟踪效果如图 1 所示。



(a) x 方向上的速度滤波值



(b) y 方向上的速度滤波值



(c) z 方向上的速度滤波值

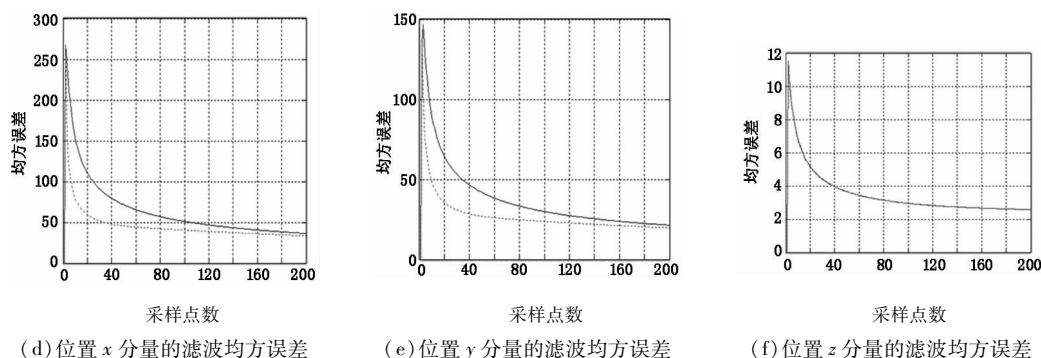


图1 跟踪效果

图1中实线为粒子算法跟踪结果,虚线为精英占优裂变算法跟踪结果,从跟踪效果中可以看出精英占优裂变算法实现了高精度跟踪。虽然在 x, y 方向上的距离跟踪无差别,但是在 z 方向上的距离跟踪已占优势,特别在位置分量和速度分量上的滤波均方误差小。这是因为精英占优裂变算法利用 k 时刻的信息,将 $(k-1)$ 时刻最占优的粒子扩展到 k 时刻,从而增加了粒子的多样性,减小误差,避免失跟现象。在裂变粒子占优过程中,不仅考虑粒子的裂变模型,还考虑 k 时刻的占优信息影响,被淘汰的个体从占优解域中删除。

图2为跟踪空间位置对比结果,可以看出精英占优裂变比较接近目标真实状态,粒子群算法的目标值跟踪解集中在一个解域内,无法与其他解域对比,精英占优裂变算法在寻优中有与邻域解集对比占优步骤,对目标淘汰了不需要额外的开销,根据占优解作出决策,不关注其他解,避免局部最优和减少不必要的复杂性方面更加有效。

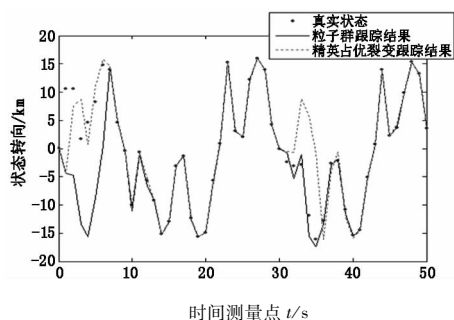


图2 跟踪空间位置对比结果

4 结论

本文在裂变粒子方法研究的基础上,提出了精英占优策略目标跟踪的方法。从仿真实验中看到,精英占优裂变粒子跟踪监控区域内的目标,并且正确地估计出该时刻的目标参数,消除虚假目标,实现了对目标的有效跟踪,提高了跟踪目标特征量的准确度,本文提供了判断目标预测的新方法。

参考文献:

- [1] Quan Taifan. The target tracking the new theory and technology [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009:1-5. (in Chinese)
权太范. 目标跟踪新理论与技术[M]. 北京:国防工业出版社,2009:1-5.
- [2] Tao Jili. Based on the calculation of the DNA genetic algorithm and applied research [D]. Zhejiang: Zhejiang University, 2007:15-18. (in Chinese)
陶吉利. 基于DNA计算的遗传算法及应用研究[D]. 杭州:浙江大学,2007:15-18.
- [3] Yao Wangshu. Multiobjective evolutionary algorithms and its application [D]. Nanjing: Nanjing University, 2005:6-9. (in Chinese)
姚望舒. 多目标进化算法及其应用的研究[D]. 南京:南京大学,2005:6-9.
- [4] Cheng Shuiying, Zhang Jianyun. Review on particle filters [J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(4):1099-1111. (in Chinese)
程水英,张剑云. 粒子滤波评述[J]. 宇航学报,2008, 29(4):1099-1111.
- [5] Jiang Shaoxian, Kong Tao, Wei Ruixuan. The minimum boundary mutation for PSO [J]. Electronics Optics & Control, 2007, 14(6):88-91. (in Chinese)
蒋绍先,孔韬,魏瑞轩. 粒子群算法的最小值边界变异策略[J]. 电光与控制,2007,14(6):88-91.
- [6] Cheng Shuiying, Zhang Jianyun. Fission bootstrap particle filtering [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(3):500-504. (in Chinese)
程水英,张剑云. 裂变自举粒子滤波[J]. 电子学报, 2008,36(3):500-504.
- [7] Li Ning. The particle swarm optimization algorithm analysis and the application of the theory [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2006:31-45. (in Chinese)
李宁. 粒子群优化算法的理论分析与应用研究[D]. 武

- 汉:华中科技大学,2006:31-45.
- [8] Gong Wenyin, Cai Zhihua. Research on an ε -domination based orthogonal differential evolution algorithm for multi-objective optimization [J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(4): 655-666. (in Chinese)
龚文引, 蔡之华. 基于 ε 占优的正交多目标差分演化算法研究 [J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(4): 655-666.
- [9] Zhao Na, Shen Yin Dong. Based on the multi-target strategy elite simulated annealing [J]. Journal of Wuhan University of Science and Engineering, 2008, 21(3): 13-17. (in Chinese)
赵娜, 沈吟东. 基于精英策略的多目标模拟退火算法 [J]. 武汉科技学院学报, 2008, 21(3): 13-17.
- [10] Tong Jing, Zhao Mingwang. A multi-objective evolutionary algorithm for efficiently solving Pareto optimal front [J]. Computer Simulation, 2009, 26(6): 216-219. (in Chinese)
童晶, 赵明旺. 高效求解 Pareto 最优前沿的多目标进化算法 [J]. 计算机仿真, 2009, 26(6): 216-219.
- [11] Cui Xiaodong, Cao Jiahe, Zheng Yuhua. Parameter design of portfolio insurance strategies based on stochastic dominance [J]. Economic Survey, 2009, 6: 142-146. (in Chinese)
崔晓东, 曹家和, 郑玉华. 基于随机占优的投资组合保险策略参数设计 [J]. 经济经纬, 2009, 6: 142-146.
- [12] Mu Caihong, Jiao Licheng, Liu Yi. M-Elite coevolutionary algorithm for numerical optimization [J]. Journal of Software, 2009, 20(11): 2925-2938. (in Chinese)
慕彩虹, 焦李成, 刘逸. M-精英协同进化数值优化算法 [J]. 软件学报, 2009, 20(11): 2925-2938.
- [13] Jia Zhengwang, Zhang Huayang. An improved probabilistic data association algorithm based on multi-target tracking [J]. Command Information System and Technology, 2010, 1(3): 36-40. (in Chinese)
贾正望, 张华阳. 一种基于多目标跟踪的改进概率数据关联算法 [J]. 指挥信息系统与技术, 2010, 1(3): 36-40.
- [14] Chen Feiqi, Wu Xiaodan. Multiple targets tracking research based on particle filter [J]. Computer Simulation, 2010, 27(6): 147-150, 248. (in Chinese)
陈菲琪, 吴晓丹. 基于粒子滤波的多目标跟踪研究 [J]. 计算机仿真, 2010, 27(6): 147-150, 248.
-