

基于改进自适应粒子群算法的目标定位方法

姚金杰 韩 焱

(中北大学电子测试技术国家重点实验室 太原 030051)

摘 要 针对现有目标定位求解算法推导复杂和自适应粒子群算法仍存在收敛速度慢、计算量大的缺点,提出了一种基于速度自适应和变异自适应融合的改进粒子群算法。该算法在速度自适应粒子群算法的基础上,优化选择粒子,并根据种群适应度方差值进行自适应变异,增强算法快速收敛的能力。仿真结果表明该方法能有效地提高目标定位精度,在随机噪声干扰方差为 0.5 的条件下,定位均方误差不超过 1.5m,且收敛速度增快,计算量减小。

关键词 目标定位,粒子群算法,速度自适应变异,群体智能

中图法分类号 TP873,TP391.9 **文献标识码** A

Research on Target Localization Based on Improved Adaptive Velocity Particle Swarm Optimization Algorithm

YAO Jin-jie HAN Yan

(National Key Laboratory of Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract An improved adaptive particle swarm optimization algorithm based on velocity adaption and mutation adaption was proposed in view of the shortcoming of the existing localization algorithm and standard particle swarm optimization algorithm, which has complex calculation, convergence speed and large computational load. The method has selected the particle swarm on the adaptive velocity particle swarm optimization algorithm, added adaptive mutation operation in iteration process to enhance its ability of quick convergence, and the mutation probability is adaptively adjusted by variance of the population's fitness. The simulation results indicate that it could carry on the localization effectively through adopting the improved adaptive particle swarm optimization algorithm, when the variance of random noise interference is 0.5, the localization RMSE is below 1.5m, and has high convergence speed and low computational load.

Keywords Target localization, Particle swarm algorithm, Adaptive velocity mutation, Intelligent swarm

1 引言

粒子群优化算法(PSO)是一种基于群体智能原理的优化算法,已广泛应用于神经网络训练、模式识别、信号处理等领域。目前,在粒子群算法的自适应改进中,主要从粒子群速度^[1]和变异^[2]两方面进行研究,这些改进策略都极大地提高了粒子群全局寻优的能力,克服了 PSO 易陷入局部最优的缺点,但仍存在收敛速度慢、计算量大等不足。本文结合两类改进方法的思路,通过粒子优化选择,提出了基于速度自适应和变异自适应融合的改进粒子群算法,并将其应用到目标定位中。仿真结果表明,算法不仅实现简单方便,而且大幅度地提高了原算法的优化性能,得到了较高的目标定位精度。

2 目标定位原理

假设 4 个监测基站以一定形状分布在三维空间中,如图 1 所示。

图 1 中, $P(x, y, z)$ 为目标的待估计位置, $A_i(x_i, y_i, z_i)$ 为第 i 个监测基站的位置。则目标定位的数学模型^[3]为:

$$\begin{cases} r_1^2 = (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2 \\ r_i^2 = (x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2 \\ r_{i,1} = r_i - r_1 + cn_i = c\tau_{i,1} \\ (i=2,3,4) \end{cases} \quad (1)$$

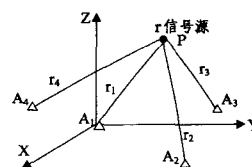


图 1 目标定位示意图

式中, r_i 为基站 A_i 到目标的距离, $r_{i,1}$ 为目标与基站 A_i ($i \neq 1$) 与基站 A_1 之间的距离差; c 为电磁波传播速度; $\tau_{i,1}$ 是时差测量值; n_i 是测量时引入的噪声,为独立分布的方差为 σ^2 的高斯白噪声。上式表明进行目标定位就是求解该非线性方程组的解^[4]。

3 改进自适应粒子群优化算法

3.1 标准粒子群算法(PSO)

到稿日期:2009-11-19 返修日期:2010-01-25 本文受山西省研究生优秀创新项目(20093079),电子测试技术国防科技重点实验室基金(9140C1204040908)资助。

姚金杰(1982—),男,博士生,主要研究方向为无线通信技术,E-mail: yyyjinjie@163.com; 韩焱(1957—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为电子信息工程、多维信号处理等。

标准粒子群算法是在初始粒子群算法的基础上,引入惯性权重,平衡粒子的全局和局部搜索能力,基本表达式^[5]为:

$$v_i(n+1) = \omega v_i(n) + c_1 r_1 (p_i - x_i(n)) + c_2 r_2 (p_g - x_i(n)) \quad (2)$$

$$x_i(n+1) = x_i(n) + v_i(n) \quad (3)$$

$$\omega = \omega_{\max} - t \times (\omega_{\max} - \omega_{\min}) / T \quad (4)$$

式(2)与式(3)中, $i=1, 2, \dots, m$, m 为种群数量; 向量 x_i 表示第 i 个粒子的位置; v_i 表示第 i 个粒子的飞行速度; p_i 为第 i 个粒子搜索到的最优位置; p_g 为整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置; c_1, c_2 是学习因子, 为非负常数; r_1, r_2 是均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数; ω 为惯性权重, $\omega_{\max}$ 为最大惯性权重, $\omega_{\min}$ 为最小惯性权重。粒子通过不断的学习更新, 最终找到的 p_g 就是全局最优的解, 即目标的位置。

3.2 速度自适应粒子群算法

速度自适应粒子群算法(VPSO)的基本思想: 当标准粒子群算法(PSO)陷入局部极值或过早收敛时, 粒子的运动速度非常之小, 几乎等于 0。在基于种群的搜索过程中, 早期期望进行较大规模地搜索, 以便种群能够保持足够的多样性而收敛到全局最优解。随着搜索的运行, 希望搜索的规模逐渐减小, 最终找到精确最优解。因此, 文中提出了粒子群以余弦规律变化的速度进行搜索, 搜索初期保持较大值的时间较长, 提高了搜索效率; 搜索后期速度保持较小值的时间较长^[6], 提高了搜索精度。粒子飞行速度的数学表达式为:

$$v = v_{\max} [1 + \cos(pt/T_{\max})] / 2 \quad (5)$$

式中, v 为迭代 t 次时粒子的飞行速度; $v_{\max}$ 为粒子迭代的初始速度, 其值取为位置坐标的变化范围, 即 $v_{\max} = x_{\max} - x_{\min}$, 且 $x_{\max}, x_{\min}$ 为变量的上下限; $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

3.3 改进速度自适应粒子群算法

尽管速度自适应粒子群算法在一定程度上克服了 PSO 局部收敛的弱点, 但仍存在收敛速度慢、计算量较大的不足。为此, 本文结合粒子选择和自适应变异对速度自适应粒子群算法继续进行改进。

(1) 粒子选择的优化

在每次迭代过程中, 利用速度自适应粒子群算法对粒子的速度和位置更新后, 将整个粒子群按适应值排序, 用群体中最好的一半粒子的速度和位置替换最差的一半粒子的位置和速度, 同时保留原来每个个体所记忆的历史最优值^[7]。

(2) 自适应变异操作

在粒子速度自适应更新和优化选择的基础上, 结合控制种群多样性的思想, 引入自适应变异操作, 使得粒子陷入局部聚集时能够朝新的方向重新搜索, 增大寻找全局最优解的几率, 而进行变异操作的时机应该根据群体适应度方差来决定^[8], 即:

$$p_m = (p_{\max} - p_{\min}) \left(\frac{\sigma^2}{N} \right) + (p_{\min} - p_{\max}) \left(\frac{2\sigma^2}{N} \right) + p_{\max} \quad (6)$$

式中, p_m 为群体全局极值的变异概率, σ^2 为群体适应度方差, $p_{\max}$ 为变异概率的最大值, $p_{\min}$ 为变异概率的最小值。由式(6)可知, 当群体适应度方差值越小, 即各粒子越靠近时, 全局极值的变异概率越大; 反之, 当适应度方差值越大, 即群体还保持较高的多样性时, 全局极值的变异概率越小。算法根据群体中粒子的位置状态自适应地调整变异操作, 以达到粒子过于集中时打散继续搜索的目的。基于改进自适应粒子群算法的目标定位方法的主要步骤如下:

Step1 参数设置, 确定目标三维变量, 并随机初始化种

群中各微粒的位置和速度;

Step2 评价各微粒的适应度, 将当前最优个体和全局最优个体分别存储在 p_{Best} 和 g_{Best} 中;

Step3 根据式(4)计算粒子飞行速度;

Step4 更新粒子的速度和位移;

Step5 计算适应值并排序, 用群体中最好的一半粒子的速度和位置替换最差的一半粒子的位置和速度;

Step6 更新粒子个体极值和全局极值;

Step7 计算群体适应度方差 σ^2 ;

Step8 计算变异概率 p_m ;

Step9 产生随机数 $r \in [0, 1]$, 如果 $r < p_m$, 按式(7)进行变异;

$$g_{\text{Best}} = g_{\text{Best}} (1 + 0.5\eta) \quad (7)$$

式中, η 是服从 Gauss(0, 1) 分布的随机变量, g_{Best} 为全局最优个体, 即目标位置。

Step10 判断算法收敛准则是否满足, 如果满足则执行下步; 否则转向 Step3;

Step11 输出全局最优个体, 运行结束。

4 计算机仿真及分析

在目标定位的计算机仿真中, 设基站数目为 4, 它们以菱形分布在三维空间中, 各基站站坐标分别为 $(0, 0, 0)$, $(-12990, 7500, 200)$, $(0, 15000, 150)$ 和 $(12900, 7500, 100)$, 目标理想运动轨迹为抛物线模型, 如下所示:

$$x = x_0 + v_x t, y = y_0 + v_y t$$

$$z = z_0 + v_z t - 0.5gt^2$$

式中, x_0, y_0, z_0 为起点坐标, v_x, v_y, v_z 分别为目标飞行速度在三维方向上的分量, g 为重力加速度。加入的随机噪声干扰方差 $\sigma = 0.5$ 。改进自适应粒子群算法的参数选取如下: 粒子更新速率为 $v_{\max} = 1200$, 学习因子 c_1 和 c_2 为 2, 最大加权因子 $\omega_{\max}$ 为 0.9, 最小加权因子 $\omega_{\min}$ 为 0.4, 粒子群的种群大小为 20, 总的迭代次数为 300。

根据目标定位原理, 利用改进的自适应粒子群算法对获取的时差数据进行定位, 如图 2 所示。

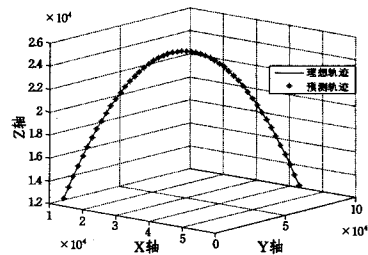


图2 基于自适应粒子群算法的目标定位

从图 2 中可以看出, 估计的目标运动曲线与理想运动曲线基本一致, 对其进行均方误差分析, 结果如图 3 所示。

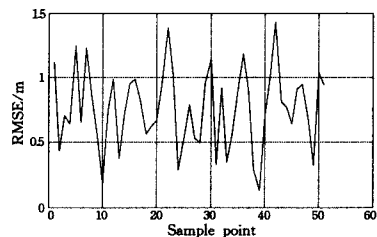


图3 目标定位的均方误差 RMSE 曲线

从图3中可以看出,在随机噪声干扰方差为0.5的条件下,改进自适应粒子群算法(VAPSO)的定位均方误差RMSE在1.5m以内。为了进一步分析该算法与标准粒子群算法(PSO)、变异自适应粒子群算法(MPSO)和速度自适应粒子群算法(VPSO)的差别,对其作平均适应度分析,结果如图4所示。

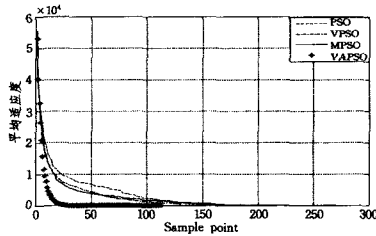


图4 平均适应度随迭代次数变化关系曲线

从图4可以看出,VAPSO的收敛速度最快,PSO算法的收敛速度最慢,而MPSO和VPSO的收敛速度基本一致。进一步从误差均值、误差方差、计算量方面进行比较分析,如表1所列。

表1 目标定位求解算法指标比较

定位算法	均方误差均值	均方误差方差	计算量(s)
PSO	0.8709	0.1643	15.635974
VPSO	0.8266	0.0993	10.717399
MPSO	0.8402	0.1115	16.609592
VAPSO	0.7711	0.0936	7.305790

从表1可以看出,改进后的自适应粒子群算法均方误差均值最小,方差最小,计算量比PSO减少一半,整体性能更好,更容易在短时间内达到较高的定位精度。

结束语 本文提出了速度自适应和变异自适应融合的改进自适应粒子群算法,并将其应用到目标定位研究中,同时分析了该方法与其它改进方法的区别。从分析结果可以得出,改进后的自适应粒子群算法收敛速度快,定位精度高,计算量小。因此,利用改进后的自适应粒子群算法对空间目标进行定位,能有效地获取目标的空间位置。同时,该方法对移动通信等其它定位问题也具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] 魏秀业,潘宏侠. 速度自适应粒子群优化算法在故障诊断中的应用[J]. 太原理工大学学报, 2009, 40(1): 47-50
- [2] 蔡昭权,黄翰. 自适应变异综合学习粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(7): 170-171
- [3] Yun S, Lee J, Chung W, et al. A soft computing approach to localization in wireless sensor networks[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36: 7552-7561
- [4] 唐勇,王兴春. 基于粒子群优化算法的空中目标定位[J]. 指挥控制与仿真, 2007, 29(4): 31-32
- [5] Cura T. Particle swarm optimization approach to portfolio optimization[J]. Nonlinear Analysis: Real World Applications, 2009 (10): 2396-2406
- [6] 徐刚,瞿金平,杨智韬. 一种改进的自适应粒子群优化算法[J]. 华南理工大学: 自然科学版, 2008, 36(9): 6-10
- [7] 龚纯,王正林,等. 精通 MATLAB 最优化计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009, 4: 303-306
- [8] 李如琪,周媛媛. 自适应变异粒子群算法在输电网规划中的应用[J]. 广东电力, 2008, 21(12): 18-22
- [9] (上接第189页)
- [10] Paraiso E C, Barthès J-P A. Une Interface Conversationnelle pour les Agents Assistants Appliqués à des Activités Professionnelles[C] // Actes IHM 04. Namur, Belgique; ACM Press, 2004: 243-246
- [11] Davis R, Shrobe H, Szolovits P. What is a Knowledge Representation? [J]. AI Magazine, 1993, 14(1): 17-33
- [12] Lopez de Mantara R, McSherry D, Bridge D, et al. Retrieval, Reuse, Revision and Retention in Case-Based Reasoning[J]. The Knowledge Engineering Review, 2006, 20(3): 215-240
- [13] Kolodner J L. Case-based Reasoning[M]. San Mateo, CA; Morgan Kaufmann, 1993
- [14] Riesbeck C K, Schank R C. Inside Case-based Reasoning[M]. Hillsdale, NJ; Lawrence Erlbaum, 1989
- [15] Chen K-J, Barthès J-P. Giving an Office Assistant Agent a Memory Mechanism[C] // Proc. of the 7th IEEE International Conference on Cognitive Informatics. Stanford University, CA, IEEE CS Press, 2008: 402-410
- [16] Watson I, Marir F. Case-based Reasoning: A Review[J]. Knowledge Engineering Review, 1994, 9(4): 355-381
- [17] Tacla C A. De l'Utilité des Systèmes Multi-Agents pour l'Acquisition des Connaissances au Fil de l'Eau[Z]. Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Compiègne, France, 2003
- [18] Shen W, Barthès J-P A. Description and Applications of an Object-oriented Model PDM[Z]. Modeling Complex Data for Creating Information: Real and Virtual Objects, 1995: 15-24
- [19] Vere S A, Bickmore T W. A Basic Agent[J]. Computational Intelligence, 1990, 6: 41-60
- [20] Ferret O, Grau B. An Aggregation Procedure for Building Episodic Memory[C] // Proc. of the 15th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Nagoya, Japan, 1997: 280-285
- [21] Lerman K, Galstyan A. Agent Memory and Adaptation in Multi-agent Systems[C] // Proc. of the 2nd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. Melbourne, Australia, July 2003: 797-803
- [22] Nguyen A. An Agent-based Approach to Dialogue Management in Personal Assistants[D]. Sydney, Australia; School of Computer Science and Engineering, U. of New South Wales, 2007
- [23] Koide S, Yamauchi S. Interface Agent for Process Plant Operation Towards the Next Generation Interface[C] // Proc. of the IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Atlanta, GA, Sept. 1999: 197-202
- [24] Guzzoni D, Baur C, Cheyer A. Modeling Human-Agent Interaction with Active Ontologies[C] // AAAI Spring Symposium of Interaction Challenges for Intelligent Assistants. Stanford University, CA, USA; AAAI Press, 2007: 52-59