

重心反向粒子群优化算法在无线传感器定位优化中的应用^{*}

吉滦峦, 谢 宏

(上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306)

摘 要: 针对传统 DV-Hop 算法误差过大、粒子群优化(PSO)算法易陷入局部最优问题,提出了一种重心反向粒子群无线传感器网络(WSNs)节点定位算法。首先将 PSO 算法结合重心反向学习策略,以整个群体的重心为参考点计算反向解,并且结合粒子正向解和反向解,选取更优适应度值的粒子作为下一代,以进一步提高种群的多样性。其次对粒子运行速度进行改进,在速度中加入一种随机扰动的线性递增项,提高算法后期收敛速度,避免陷入局部最优。最后将重心反向粒子群算法结合 DV-Hop 定位方法,构建基于重心反向粒子群算法的网络节点定位方法。仿真结果表明:相比传统 DV-Hop 算法,重心反向粒子群算法的定位精度更高,效果更好,适用于定位精度要求较高的场景。

关键词: 无线传感器网络; 重心反向学习; 重心反向粒子群优化算法; 定位精度

中图分类号: TP212.9; TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1000-9787(2021)02-0154-03

Application of centroid oppositional PSO algorithm in wireless sensor localization optimization^{*}

Ji Luanluan, Xie Hong

(School of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Aiming at the problem that the error of traditional DV-Hop algorithm is too large and the particle swarm optimization(PSO) algorithm is easy to fall into local optimal, a node localization algorithm for the centroid oppositional particle swarm wireless sensor networks(WSNs) is proposed. Firstly, PSO algorithm is combined with centroid opposition-based learning, calculate the opposite solution by taking the center of gravity of the whole group as the reference point, and combine the forward and opposite solutions of the particles to select the particles with better fitness values as the next generation to further improve the diversity of the population. Secondly, the particle running speed is improved, and a linearly increasing term of random perturbation is added to the velocity to improve the convergence speed of the algorithm and avoid falling into local optimum. Finally, the centroid oppositional PSO algorithm is combined with the DV-Hop localization method to construct network node localization method based on the centroid oppositional PSO algorithm. The simulation results show that compared with the traditional DV-Hop algorithm, the centroid oppositional PSO algorithm has higher positioning precision and better effect, and is suitable for scenes with high positioning precision requirements.

Keywords: wireless sensor networks(WSNs); centroid opposition-based learning; centroid oppositional particle swarm optimization(PSO) algorithm; positioning precision

0 引 言

节点定位技术是无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)的主要技术之一,并具有广泛的应用领域^[1]。针对无线传感器节点定位问题,国内外学者进行了大量的研究,目前的定位算法主要分为两种:基于测距的算法和无需测距的算法。无需测距的定位算法不需要额外的硬件支持,主要包括质心算法^[2]、距离矢量-跳数(distance vector-

hop, DV-Hop)算法^[3]、无定形(amorphous)算法^[4]和 APIT 算法^[5]。其中, DV-Hop 算法实现简单,无需额外硬件支持,具有部署网络成本低的优点,是目前研究最广泛的算法之一。针对 DV-Hop 算法定位精度不高的问题,许多学者将遗传算法、鸟算法、蚁群算法、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法^[6~8]等智能算法应用于节点定位,利用群体的智能寻优能力来对未知节点定位,这已经成为一

收稿日期: 2019-09-12

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61550110252)

个新的研究方向。

本文为了进一步提高定位效果,在充分研究传统 DV-Hop 算法和标准 PSO 算法的基础之上,提出重心反向粒子群优化(centroid oppositional particle swarm optimization, COPSO)算法,用 COPSO 算法来校正 DV-Hop 算法定位结果。

1 相关问题描述

1.1 DV-Hop 定位

DV-Hop 算法主要分为三个阶段。第一和第二阶段通过跳数和平均跳距计算未知节点到锚节点的估计距离 d_i 。在第三阶段利用最小二乘法、智能优化算法等方法计算未知节点坐标。

1.2 构建适应度函数

适应度函数用来评价粒子的品质,引导粒子在解空间中的搜索方向。计算适应度函数公式为

$$\text{fitness}(x, y) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - d_i| \quad (1)$$

式中 m 为锚节点数目, (x, y) 为未知节点坐标, (x_i, y_i) 为第 i 个锚节点坐标, d_i 为节点之间的距离。式中如果 $\text{fitness}(x, y)$ 最小,则未知节点的解和实际值之间的误差就越小,而此时 (x, y) 就为最优解。

1.3 标准 PSO 算法的描述

在 PSO 算法中,粒子容易过早收敛,陷入局部最优,最终导致算法的搜索精度不高。为了优化 PSO 算法,将重心反向学习应用到 PSO 算法,提出重心反向粒子群算法,同时计算粒子的正向解和反向解,扩大粒子搜索范围,提高种群的多样性,并且针对粒子群在后期搜索过程中,粒子收敛精度较低,速度较慢的问题,对算法的粒子运行速度进行改进,进一步提高算法精度和稳定性。

2 COPSO 算法的构建

2.1 重心反向学习策略

反向学习(opposition-based learning, OBL)可以提高优化算法的寻优能力。其主要思想是:同时计算可行解及其反向解,择优使用。在此基础上,Rahnamayan S 等人^[9]提出重心反向学习(centroid opposition-based learning, COBL)策略,本文将 COBL 应用到粒子群算法,利用整个种群的搜索信息,以整个群体的重心为参考计算反向点,重心与重心反向点的定义如下:

定义 1 重心。令 (x_1, x_2, \dots, x_N) 为 D 维搜索空间中带有质量的 N 个点,然后整体重心可以定义如下

$$M = (x_1 + x_2 + \dots + x_N) / N \quad (2)$$

即 $M_d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^d, i=1, 2, \dots, N, d=1, 2, \dots, D$ 。

定义 2 重心反向点。若在 D 维空间中的离散均匀体的重心定义为 M_d ,则 x_i^d 的反向点 ox_i^d 定义为

$$ox_i^d = 2 \times M_d - x_i^d \quad (3)$$

当反向点超出搜索空间时,按式(4)重新计算反向点

$$ox_i^d = \begin{cases} x_{\min}^d + r \times (M_d - x_{\min}^d), & ox_i^d < x_{\min}^d \\ M_d + r \times (x_{\max}^d - M_d), & ox_i^d > x_{\max}^d \end{cases} \quad (4)$$

式中 x_{\max}^d 和 x_{\min}^d 分别为在粒子在 D 维空间中的取值上限和下限, r 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。

本文首次提出用 COPSO 对无线传感器定位进行优化,在 COPSO 算法中种群在前期利用粒子搜索经验充分探索搜索空间,算法后期能更多地保留群体信息,保持种群的多样性。COPSO 算法由重心反向粒子群初始化、粒子运行速度和重心反向粒子群更新组成。

2.2 重心反向粒子群初始化和更新

反向粒子群的初始化和更新可以进一步增加种群多样性、提高解的质量^[10]。对于一个 D 维优化问题,设寻优空间有 N 个粒子,每个粒子按如下方式计算正向解和反向解:

1) 随机产生 N 个粒子的粒子群 X ,可依据式(5)求得粒子 i 在 D 维的正向位置 X

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (5)$$

2) 根据式子(3)和式(4)计算反向粒子的位置 OX ;

3) 综合粒子正向解 X 和反向解 OX ,在它们中选出 N 个具有更优目标函数值的粒子组成新的粒子群 X_{id}^{new} 。

2.3 反向粒子运行速度改进

针对粒子后期容易陷入局部最优问题,本文对粒子速度进行改进,公式为

$$v_i^d(t+1) = w \times v_i^d(t) + c_1 \times r_1 \times [pbest_i^d(t) - x_i^d(t)] + c_2 \times r_2 \times [gbest^d(t) - x_i^d(t)] + r_3 \times (t/T) \times k \quad (6)$$

式中 w 为惯性权重; c_1, c_2 为学习因子, r_1, r_2 和 r_3 为在区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数; k 为 $[0, 1]$ 之间的常数(依实验情况而定); t 为当前粒子迭代次数; T 为最大迭代次数。算法在粒子速度更新公式中加入了随机波动的线性递增项,在迭代前期粒子速度较大,有利于全局搜索,线性递增项对速度的影响可以忽略;随着迭代次数 t 的增加,粒子寻优速度减慢,线性递增项值增大,且随机数 r_3 增强了线性递增项的随机波动性,可以有效地使粒子跳出局部最优。

3 定位算法流程

将 DV-Hop 算法结合 COPSO 算法,设计基于重心反向粒子群算法的无线传感器网络节点定位方法,基本步骤为:

1) 规定无线传感器网络空间节点位置分布范围,在网络空间范围内随机部署若干个传感器节点,其中,包括锚节点和未知节点。选定待寻优的参数为未知节点的位置 (x, y) ,构建适应度函数 $f(x, y)$; 2) 设定重心反向粒子群算法的相关参数,包括粒子种群数 N ,最大迭代次数为 T ,惯性权重 w ,学习因子 c_1 和 c_2 等等,设定系统寻优完成条件,当达到限

定的最大迭代次数则完成寻优;3) 重心反向粒子群的构建。根据式(5)随机生成粒子群正向解 X , 根据式(3)和式(4)得到粒子的反向种群 OX , 从种群 X 和 OX 中选出 N 个适应度较好的个体组成新的种群 X_{id}^{new} ;4) 计算各粒子的适应度值 $f(x, y)$, 将适应度值最小的粒子的位置设为全局最优值 $gbest$, 将每个粒子的位置设为个体最优值 $pbest$, 并依式(6)设计各粒子的运行速度;5) 判定是否满足迭代终止条件, 若满足, 则输出全局最优解, 跳入步骤(6), 否则返回步骤(3), 继续迭代寻优;6) 重复步骤(3)~步骤(5), 直到输出所有未知节点的估计位置。

4 仿真试验与结果分析

4.1 仿真环境

在 MATLAB2016a 的平台上进行仿真实验, 拟定无线传感器网络的网络空间为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的二维网络空间, 为了使 COPSO 算法更具有说服力, 采用 DV-Hop 算法进行对比实验, 从不同锚节点比例、不同网络节点、不同通信半径三个方面进行仿真。设置参数值 $k=0.5$, 种群数 $N=50$, 最大迭代次数 $T=100$, 惯性权重 $w_{\max}=0.9$, $w_{\min}=0.2$, 学习因子 $c_1=c_2=1.4945$ 。为减小实验中随机误差的干扰, 最终结果取 20 次实验的平均值。采用平均定位误差来评价算法性能, 平均定位误差为

$$\text{error} = \left(\frac{1}{L \times R \times Q} \times \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^L \sqrt{(x_i - x'_{iq})^2 + (y_i - y'_{iq})^2} \right) \times 100\% \quad (7)$$

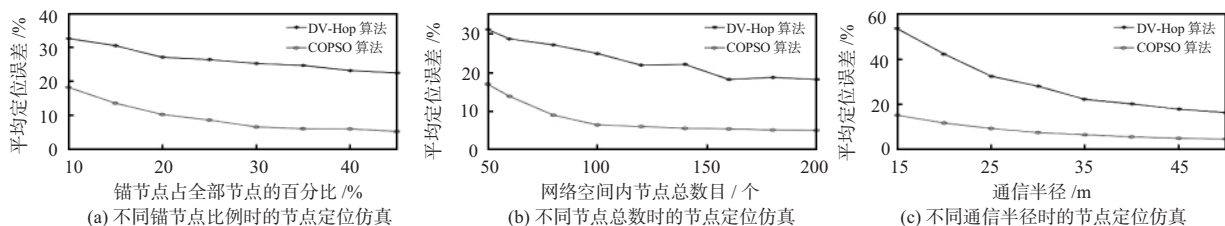


图1 仿真结果

根据图1(c)可知, 随着锚节点通信半径的增大, 这两种节点定位算法的定位误差均不断减小, 相比于标准 DV-Hop 算法, COPSO 算法精度提高了 20.93%, 节点定位精度明显提高。

5 结论

将算法应用于无线传感器网络节点定位。仿真结果表明: 该算法避免了粒子陷入早熟, 加快了算法收敛速度, 有较好的全局寻优能力, 提高了定位性能, 与传统 DV-Hop 算法相比, 基于重心反向学习的粒子群算法的网络节点定位效果更好, 精度更高。在下一步研究中, 将继续优化算法, 减小算法的复杂度, 进一步提高定位精度。

参考文献:

[1] 段亚青, 王华倩, 乔学工. 基于测距和灰狼优化的无线传感器

式中 L 为未知节点个数, R 为通信半径, Q 为实验次数; (x_i, y_i) 为未知节点 i 的实际坐标, (x'_{iq}, y'_{iq}) 为未知节点 i 在第 q 次实验的坐标估计值。

4.2 不同锚节点比例时的节点定位

规定无线传感器网络空间的分布形式: 传感器节点总数为 100 个, 通信半径为 35 m, 当锚节点比例分别为 10%, 15%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40% 和 45% 时, 两种定位算法定位误差如图 1(a) 所示。可以看出, 随着锚节点比例的增加, 这两种定位算法的定位误差整体呈下降趋势, COPSO 算法的未知节点定位能力强于 DV-Hop 算法, 定位精度比 DV-Hop 算法提高了 17.24%, 有明显的优越性。

4.3 不同节点总数时的节点定位

规定无线传感器网络空间分布形式: 通信半径为 35 m, 锚节点比例为 30%, 对于节点总数分别为 50, 60, 80, 100, 120, 140, 160, 180, 200 个时, 分别采取两种定位算法定位, 定位误差如图 1(b) 所示。可知, 随着网络空间内节点总数的增多, 两种节点定位方法的定位精度均得到了有效的提高, 误差呈下降趋势。显然, COPSO 算法定位误差较小, 相较 DV-Hop 算法, 精度提高了 13.08%。

4.4 不同通信半径时的节点定位

规定无线传感器网络空间分布形式: 传感器节点总数为 100 个, 锚节点比例为 30%, 对于传感器的信号覆盖半径为 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50 m 时, 分别采取两种定位算法对网络空间内的未知节点定位, 定位误差如图 1(c) 所示。

网络定位算法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(12): 1894-1899.

[2] 蒋锐, 杨震. 基于质心迭代估计的无线传感器网络节点定位算法[J]. 物理学报, 2016, 65(3): 9-17.

[3] 朱敏, 刘昊霖, 张志宏, 等. 一种基于 DV-Hop 改进的无线传感器网络定位算法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2012, 44(1): 93-98.

[4] 安文秀, 赵菊敏, 李灯熬. 基于 Amorphous 的无线传感器网络定位算法研究[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(2): 33-35.

[5] 戴天虹, 李昊. 基于改进 APIT 算法的无线传感器网络节点定位[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(1): 135-138.

[6] 肖晓丽, 李旦江, 谭柳斌. 基于布谷鸟搜索算法的无线传感器网络节点定位[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(2): 141-145.

(下转第 160 页)

表1 预测误差

预测方法	RMSE	MAE
LSSVR 模型	1.1802	0.9995
趋势项	0.3724	0.2952
SVD-LSSVR 去趋势项	0.4693	0.3758
总预测结果	0.7264	0.5719

如表1所示,通过对预测误差进行分析可知:1) 由于原始机载燃油泵性能指数退化序列具有较强的非线性和非平稳性,直接构建 LSSVR 模型时存在着模型不准确、预测精度不足等缺点;2) 经过 SVD 趋势分解之后,所得趋势项的时间序列复杂程度降低,有助于构建准确的预测模型;3) 采用 SVD-LSSVR 算法进行预测,相比直接构建 LSSVR 模型而言, RMSE 与 MAE 均具有明显的降低,证明了基于 SVD-LSSVR 算法的有效性。

5 结 论

本文采用趋势分解-预测的思想,针对机载燃油泵数据较为复杂、难以构建准确的预测模型问题,采用 SVD 方法对原始数据序列进行分解以得到趋势项及去趋势项,然后采用粒子群优化 LSSVR 的方法对分解得到的序列进行预测,最后将趋势项与去趋势项的预测结果进行汇总以得到预测结果,有效提高了预测精度。实验结果表明:1) 采用 SVD,能够有效降低原始时间序列的复杂程度,相比对时间序列直接进行分析,具有明显的精度优势;2) 采用粒子群算法优化 LSSVR 模型,能够自适应的选择核函数参数及惩罚因子,提高预测结果的稳定性与精确性。

参考文献:

- [1] 李娟,景博,焦晓璇,等. 基于 LSTAR 的机载燃油泵多阶段退化建模[J]. 北京航空航天大学学报,2017,43(5): 880 - 886.
- [2] 李娟,景博,羌晓清,等. 基于样本分位数的机载燃油泵故障状态特征提取及实验研究[J]. 航空学报,2016,37(9): 2851 - 2863.
- [3] 李晓白,崔秀伶,郎荣玲. 航空发动机性能参数预测方法[J]. 北京航空航天大学学报,2008,34(3): 253 - 256.

- [4] 刘永建. 基于改进神经网络的民机发动机故障诊断与性能预测研究[D]. 南京: 南京航空航天大学,2012.
- [5] 张建. 基于性能参数的航空发动机健康监测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学,2017.
- [6] 张弦,王宏力. 嵌入维数自适应最小二乘支持向量机状态时间序列预测方法[J]. 航空学报,2010,31(12): 2309 - 2314.
- [7] 李书明,商智超,马晓政. 减推力起飞对航空发动机性能影响[J]. 机械工程与自动化,2017,2(1): 166 - 167.
- [8] 李艳军,张建,曹愈远,等. 基于模糊信息粒化和优化 SVM 的航空发动机性能趋势预测[J]. 航空动力学报,2017,32(12): 3022 - 3030.
- [9] 崔伟成,许爱强,李伟,等. 基于拟合误差最小化原则的奇异值分解降噪有效秩阶次确定方法[J]. 振动与冲击,2017,36(3): 132 - 137.
- [10] 蒋晓丹,范航宇,陆哲明. 基于 Logistic 混沌映射和 IWT-SVD 量化的盲鲁棒水印算法[J]. 传感器与微系统,2018,37(2): 131 - 135.
- [11] 黄刚劲,范玉刚,冯早卜,等. 基于 SVD-形态降噪的 TKEO 故障诊断方法研究[J]. 传感器与微系统,2017,36(7): 29 - 32.
- [12] 崔建国,滑娇娇,董世良,等. 基于 SK 和 LSSVM 的飞机空气制冷机寿命趋势分析[J]. 振动. 测试与诊断,2016,36(3): 471 - 477.
- [13] 司刚全,李水旺,石建全,等. 采用改进果蝇优化算法的最小二乘支持向量机参数优化方法[J]. 西安交通大学学报,2017,51(6): 14 - 19.
- [14] WANG F, HE X, LUO L, et al. Hybrid optimization algorithm of PSO and cuckoo search [C]//2nd International Conference on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce(AIMSEC), IEEE, 2011: 1172 - 1175.
- [15] WANG W, LU Y. Analysis of the mean absolute error(MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model [J]. IOP Conference Series, 2018, 324(1): 120 - 129.

作者简介:

戴邵武(1966-),男,博士,教授,主要从事飞行器综合导航的研究工作。

(上接第156页)

- [7] 李杰,李振波,陈佳品. 一种基于遗传算法与蚁群算法混合算法的无线传感器网络定位算法[J]. 软件,2017,38(1): 11 - 15.
- [8] 王亚子,杨建辉. 改进粒子群算法的无线传感器网络节点定位[J]. 计算机工程与应用,2014,50(18): 99 - 102.
- [9] RAHNAMAYAN S, JESUTHASAN J, BOURENNANI F, et al. Computing opposition by involving entire population [C]//2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2014:

1800 - 1807.

- [10] WANG H, LI H, LIU Y, et al. Opposition-based particle swarm algorithm with cauchy mutation [C]//2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC), 2007: 4750 - 4756.

作者简介:

吉漆峦(1993-),女,硕士研究生,研究方向为移动通信与无线接入技术, E-mail: 2638350396@qq.com.

谢 宏(1962-),男,教授,工学博士,研究领域为智能信息处理及其应用, E-mail: hongxie@shmtu.edu.cn.