

doi:10.16104/j.issn.1673-1891.2022.01.016

基于粒子群算法的边界盒定位改进算法研究

沈静静¹,程浩²,王恩亮¹,姚玲¹,王亓剑¹,章华¹

(1.安徽新华学院电子工程学院,安徽合肥 230088;2.海鹰企业集团有限公司,江苏无锡 214000)

摘要:在传统的边界盒(Bounding-box)定位算法中,采用正方形交集区域的质心作为定位结果,定位误差相对较大。针对该问题,给出粒子群算法(PSO)改进的边界盒定位算法。该方法定位时,在取得交集区域后,先通过粒子群算法对该区域进行并行搜索,从而取得优化定位坐标。仿真实验结果表明:基于粒子群算法的边界盒定位改进算法减少了定位过程的计算的迭代过程,使得计算速度增快,且定位误差减少,定位精度值得到了提升。

关键词:无线传感网络;粒子群算法;边界盒定位算法;改进

中图分类号:TP212.9;TN929.5 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-1891(2022)01-0088-04

Research on Improved Algorithm of Bounding Box Localization Based on Particle Swarm Algorithm

SHEN Jingjing¹, CHENG Hao², WANG Enliang¹, YAO Ling¹,
WANG Qijian¹, ZHANG Hua¹

(1.School of Electrical Engineering, Anhui Xinhua University, Hefei, Anhui 230088, China;
2.Haiying Trade Ltd., Wuxi, Jiangsu 214000, China)

Abstract: In the traditional Bounding-box localization algorithm, the center of mass of the intersection region of the square is used as the localization result, where the localization error is relatively bid. To address this problem, an improved Bounding-box localization algorithm is presented in the particle swarm algorithm(PSO). In this method, after obtaining the intersection region, the particle swarm algorithm is used to search the region in parallel to obtain optimized positioning coordinates. The simulation results show that the improved boundary box localization algorithm based on the particle swarm algorithm reduces the iterative process of the calculation of the localization process, which makes the calculation speed faster and reduces the localization error, so the localization accuracy is improved.

Keywords: wireless sensor networks; particle swarm algorithm; Bounding box localization algorithm; improvement

0 引言

边界盒(Bounding-box)定位算法是由 Simic 和 Sastry 提出的一种依靠自身通信范围内信标节点的位置和通信半径的非测距定位算法^[1]。该算法通过计算正方形交集区域的质心,作为未知节点的坐标,定位误差相对较大。粒子群(Particle Swarm Optimization,简称 PSO)算法是启发于现实生活中鸟群寻食路线而提出的一种算法,其具有群体化优化的特点,通过群体和个体的不断修正、优化,从而来求出最优的解^[2]。Shi 等在 1998 年提出带有惯性权

重的标准粒子群算法,惯性权重较小时可以取得较好局部解,惯性权重较大时有较好的全局搜索能力^[3]。该算法得到了广泛的应用,并取得了较好的效果^[4-6]。为此,本文给出一种粒子群算法改进的边界盒定位算法,同时对该方法进行了仿真实验,与边界盒定位算法进行了比较。通过 Matlab 仿真发现,基于粒子群算法的边界盒定位改进算法的精度值比单独的边界盒子定位要有所增加。

1 粒子群算法

粒子群算法通过数学建模“飞行”函数,函数中

收稿日期:2021-11-14

基金项目:安徽新华学院校级科研项目(2020zr009);安徽省一流本科专业建设点项目(2019ylzy01);安徽省级科研基金(KJ2019A0871, KJ2020A0788);安徽新华学院校级质量工程(2021kcszx02)。

作者简介:沈静静(1992-),女,安徽六安人,讲师,硕士,研究方向:电路故障预测。

相关参数——全局最优解(指当前时刻搜索整个群体中的最优值)和个体最优解(指当前单个粒子搜索到的最优值)最优解的选择是通过与适应度函数的匹配度来获得粒子的质量程度。它的基本原理为:大小数量为 M 个的粒子群,存在于 N 维的搜索空间中,则第 i 个粒子的位置可以被描述为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$,“飞行”速度 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$,搜索到目前时刻的最优解为 $P_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$ ($i=1, 2, \dots, M$),整个种群搜索到目前时刻全局最优解 $G_{best} = (g_1, g_2, \dots, g_N)$ ^[7]。第 t 次搜索后将按照公式(1)和(2)分别更新速度和位置。

$$V_{ij}(t+1) = \omega \times V_{ij}(t) + C_1 \text{rand}(\quad) [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + C_2 \text{rand}(\quad) [g_{ij}(t) - x_{ij}(t)] \quad (1)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + V_{ij}(t+1) \quad (2)$$

式(1)(2)中: j 为粒子的维度参数; ω 为惯性权重参数; $\text{rand}(\quad)$ 表示在 $[0, 1]$ 的随机常数值; C_1 、 C_2 为学习因子,通常取 $C_1 = C_2 = 2$ 。

2 边界盒定位算法

边界盒算法是通过通信范围内信标节点以及其通信半径求得未知节点所在估计区域,本文结合图1,对边界盒定位算法的核心思想进行阐述^[8]。假定图1中每个节点的通信半径都为 R ,实心圆心为信标节点,空心圆心为未知节点。定位过程如下。

1)未知节点向半径为 R 范围内的信标节点发送定位信息的请求信号。

2)信标节点收到请求后,发出自己的相关信息。

3)未知节点收到信标节点发送的信息后,就知道自己位于哪些信标节点通信范围的外切正方形(与2个坐标轴平行)的交集区域内(长方形ABCD)。例如未知节点通信范围内有 N 个信标节点, (x_i, x_i) , (x_j, x_j) , 其中 $i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, M$ 为信标节点坐标,则正方形交集区域为:

$$[\max(x_i, x_j) - R, \min(x_i, x_j) + R] \times [\max(y_i, y_j) - R, \min(y_i, y_j) + R] \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

4)设交集区域的正方形的质心 (\bar{x}, \bar{y}) 为未知节点的坐标。其中:

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{[\max(x_i, x_j) - R, \min(x_i, x_j) + R]}{2} \\ \bar{y} = \frac{[\max(y_i, y_j) - R, \min(y_i, y_j) + R]}{2} \end{cases} \quad (4)$$

该算法计算比较容易,但对通信范围内的信标节点密度有很大的依赖性,且定位误差大。

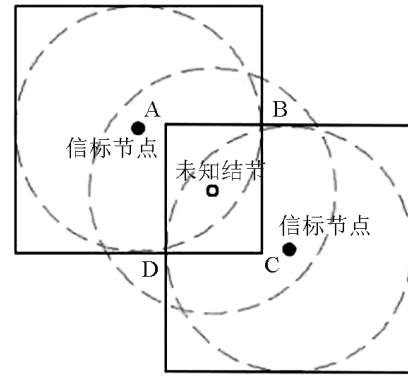


图1 边界盒算法平面示意

3 粒子群算法改进的边界盒定位算法

粒子群算法(PSO)采用速度-位置的并行搜索模型,可以通过粒子群算法在交集区域内进行搜索进一步提高定位精度。粒子群算法具有较强的随机性,即使算法参数相同,结果也会不同,但是可以通过各参数的合理搭配获得较高精度的解。

3.1 惯性权重

从式(1)中可以看出, $V_{i(N-1)}$ 对 V_{iN} 的影响程度由惯性权重 ω 控制。基于粒子群算法的边界盒子定位改进算法采用的惯性权重线性递减算法^[3],表达式为:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\bar{\omega}_{\max} - \bar{\omega}_{\min}}{T_{\max}} \times T \quad (5)$$

式中: T_{\max} 为最大迭代次数; T 则是目前最新的迭代数。通过实际前期实验可知,可设 ω_{\max} 的值为 0.9, ω_{\min} 的值为 0.4。

已知通过前期实验,群体粒子个数和精度不是成正比关系。粒子个数越多,搜索区域就越大,越易获得全局最优解^[9]。粒子个数应根据具体问题来选择。

3.2 粒子位置

为了继承边界盒算法的优点,在边界盒定位法中,通过式(3)可以得到边界盒定位算法的交集区域。该区域的确定减少了搜寻区域,可以确定粒子每一维的范围为:

$$\begin{cases} x = [\max(x_i, x_j) - R, \min(x_i, x_j) + R] \\ y = [\max(y_i, y_j) - R, \min(y_i, y_j) + R] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, N$ 。

将其中一个粒子的初始位置定在由式(4)计算所得出坐标的位置,其余粒子进行随机分布,如图2所示。

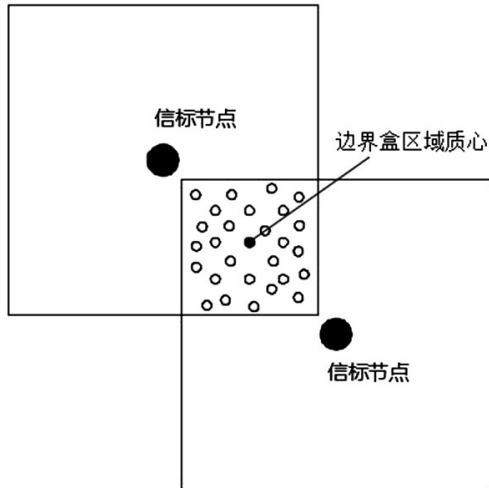


图 2 粒子初始位置平面示意

另外,当粒子位置某一分量(方向、距离、角度等参数)在飞行中超出搜索空间时,可以对粒子这一分量进行限制。以第一个分量为例,假设第 n 个粒子的第一个分量为 x_n ,公式^[10]如式(7)所示:

$$x_n(x_n > x_{\max} | x_n < x_{\min}) = x_{\min} + \text{rand}() \times (x_{\max} - x_{\min}) \quad (7)$$

式中: x_{\max} 和 x_{\min} 分别为对应分量参数的最大值和最小值。

3.3 粒子速度

通过将粒子速度控制在 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 中^[11],从而减少粒子在空间内的无规则跳动。因为若粒子速度过大,其飞过最优解的概率会增大,若粒子速度过小,则可能使其出现局部极值的问题。本文中,将粒子的最大速度 v_{\max} 设置为问题空间的50%。粒子的初始速度在 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 内随机生成。当粒子速度某一分量飞行中超出速度范围时,可以对这速度一分量进行限制。以第一个分量为例,假设第 n 个粒子飞行速度的第一个分量为 v_n ,公式如下:

$$v_n(v_n > v_{\max} | v_n < v_{\min}) = v_{\min} + \text{rand}() \times (v_{\max} - v_{\min}) \quad (8)$$

3.4 适应度函数

通过构建适应度函数的方法,其目的是为降低累积定位误差。其相关原理为:未知节点在其通信范围内若有 N 个信标节点,则第 n 个未知节点到 N 个信标节点的欧式距离 d_n 为:

$$d_n = \sum \sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_n - y_i)^2} \quad (9)$$

式中: $i=1,2,\dots,N$ 。

通过测距方法可分别测得未知节点到通信范围内信标节点间的距离 d_i ,则适应度函数为:

$$F = \frac{\sum (d_n - d_i)}{d_i} \quad (10)$$

式中: $i=1,2,\dots,N$ 。

本文在构建适应度函数时,只随机选取通信 m ($m \leq 3$) 个信标节点综上所述,适应度函数可以构造为:

$$F = \frac{\sum (d_n - d_i)}{d_i} \quad (11)$$

式中: $i=1,2,3$ 。

3.5 粒子群算法改进的边界盒定位算法分析步骤

步骤 1:通过边界盒核心思想获得交集区域。

步骤 2:初始化算法。设置区域内粒子的初速度和初位置,并将算法中的相关参数初始化操作。

步骤 3:根据各粒子当前位置,以公式(11)计算每个粒子的适应度值 $F(x_i)$,比较适应度值获取个体最优解(P_{best})、全局最优解(G_{best})。

步骤 4:根据式(1)(2)得到当前的位置和速度。

步骤 5:持续观察当前的迭代次数是否大于等于最大迭代次数或者其误差达到要求范围,若不满足,则返回步骤 3 继续迭代。若满足,则输出最优位置,即为未知节点坐标。

4 仿真实验

为了模拟真实环境中的干扰因素,在该仿真实验中使用的测量距离为 2 节点间真实距离加上正态分布随机误差^[13-14],采用服从正态分布 $N(0, (0.05 d_i)^2)$ 。定位区域范围为边长为 100 m 的正方形。

定位误差为未知节点的误差总和与通信距离、实验次数和未知节点个数的乘积的比值。假设未知节点的估计坐标为 (x', y') ,未知节点的真实坐标 (x, y) ,通信距离为 R ,实验次数为 N ,未知节点数为 M 。则定位评价的标准 E 为:

$$E = \frac{\sum_i^M \sqrt{(x_i - x')^2 + (y_i - y')^2}}{R \times N \times M} \quad (12)$$

4.1 定位误差与信标节点个数

在定位范围内随机设置 100 个节点,并设置初始信标节点(锚节点)为 10 个,并以增长量为 5 逐步增加信标节点个数。在信标节点数量下重复进行 150 次实验,每次实验重新随机产生节点。设置通信范围为 40 m,初始粒子群个数为 10,迭代次数设为 10。仿真结果如图 3 所示,定位误差随信标节点的增加存在波动,但是粒子群算法改进的边界盒定位算法(psoBounding-box)定位精度比边界盒定位算法(Bounding-box)更高。

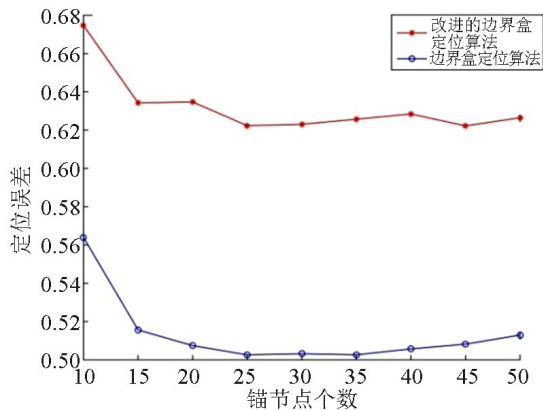


图 3 信标节点个数与定位误差关系

4.2 定位误差与迭代次数

定位区域内随机设置 100 个节点,并设置其中 30 个为信标节点,通信范围设为 40 m。初始粒子群数目为 10。迭代次数从 5 次增加到 50 次,每次增加 5 次,每个迭代次数下重复进行 150 次实验。每次实验重新随机产生节点。仿真结果如图 4 所示,粒子群算法改进的边界盒定位算法可以在迭代后获得相对更低的定位误差。定位误差随迭代次数的波动也说明了粒子群算法改进的边界盒定位算法的特性。

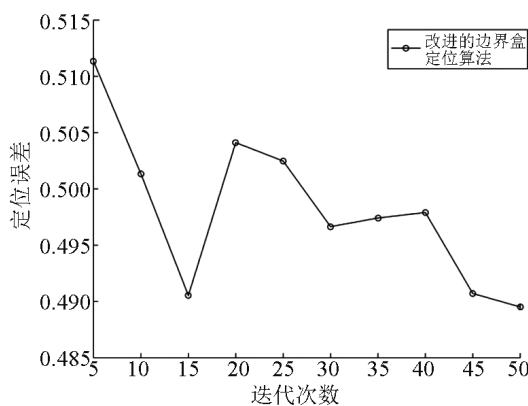


图 4 迭代次数与定位误差关系

另外,粒子群算法的迭代必然会增加计算量,所有边界盒定位算法的改进算法与其基本算法相

比,都增加了计算量,以计算量的增加为代价换取更高的定位精度。因此,在实际应用中,选择定位算法时应根据具体要求。

4.3 定位误差与通信范围

定位区域内随机分布 100 个节点,信标节点为 30 个,初始粒子群数目为 10,迭代次数为 10。通信范围从 10 m 增加到 40 m,每次增加 5 m。在每个通信范围下重复进行 150 次实验。每次实验重新随机产生节点。仿真结果如图 5 所示,2 种定位算法的误差都随通信范围的增加而减小,但是粒子群算法改进的边界盒定位算法定位精度比边界盒定位算法更高。

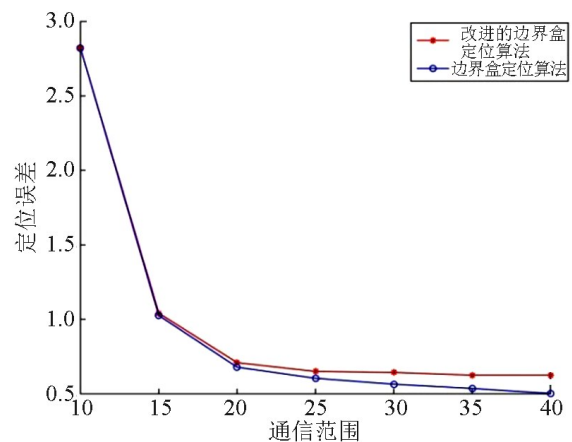


图 5 通信范围与定位误差关系

5 结语

本文在边界盒定位的基础上,提出通过粒子群算法对正方形交集区域进行并行搜索来提高定位精度的方法。粒子群算法的边界盒定位改进算法在信标节点相同条件下,定位误差小于边界盒算法,且误差很接近 0,在相同的通信范围内,粒子群算法的边界盒定位改进算法的误差小于边界盒定位算法,所以,综合而言,基于粒子群算法的边界盒定位改进算法提高了定位精度,具有一定的改进效果。

参考文献:

- [1] SIMIC S N, SASTRY S. Distributed localization in Wireless Ad hoc networks, TR UCB/ERL M02/26[R]. Berkeley: University of California, 2002.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of International Conference on Neural Networks. New York: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [3] SHI Y H, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proc of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, AK: IEEE, 1998: 69-73.
- [4] 沈学利,张红岩,张纪锁.改进粒子群算法对 BP 神经网络的优化[J].计算机系统应用,2010,19(2):57-61.
- [5] 于立君,陈佳,刘繁明,等.改进粒子群算法的 PID 神经网络解耦控制[J].智能系统学报,2015,10(5):699-704.

(下转第 101 页)

- [11] 王文琦.拉丁舞对 7-9 岁儿童灵敏素质和平衡能力影响的实验研究[D].西安:西安体育学院,2019.
- [12] 游永豪,温爱玲.人体平衡能力测评方法[J].中国康复医学杂志,2014(11):1099-1104.
- [13] 任园春,查萍.8~10 岁女生姿势控制功能发育特点及其与认知功能的相关分析[J].中国运动医学杂志,2010,29(6):636-637.
- [14] 孙威,毛德伟,逢峰,等.太极拳和快走练习对老年女性平衡能力的影响[J].中国体育科技,2012,48(5):75-80.
- [15] 常书婉.24 周太极锻炼对老年女性姿势控制精确性和下肢关节运动感觉的影响[D].成都:成都体育学院,2014.
- [16] 常书婉,周继和,洪友廉,等.太极拳和快走练习对老年女性平衡能力的影响[J].成都体育学院学报,2014,40(4):42-47.

(上接第 91 页)

- [6] 胡玉兰,姜明洋,赵慧静.基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划方法研究[J].计算机工程与科学,2009,31(6):139-141.
- [7] 李士勇.智能优化算法原理与应用[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2012:82-86.
- [8] 王行甫,刘志强,黄秋园,等.WSN 中一种改进的边界盒定位算法[J].计算机工程,2011,37(20):57-59.
- [9] 温正.精通 matlab 智能算法[M].北京:清华大学出版社,2015:117-118.
- [10] 李旭芳,王士同.一种自适应粒子群算法[J].系统仿真学报,2009,21(9):2582-2585.
- [11] 陈小全,张继红.基于改进粒子群算法的聚类算法[J].计算机研究与发展.2012,49(S1):287-291
- [12] 孙懋珩,廖根建.WSNs 中基于粒子群优化的节点定位算法[J].测控技术.2012,30(12):111-115.
- [13] 王馥风,王岩.基于矢量和粒子群优化的传感器网络节点定位[J].计算机应用,2009,29(1):309-311.
- [14] 罗清华,焉晓贞,彭宇,等.圆外切 Bounding_box WSN 定位方法[J].哈尔滨工程大学学报,2015,36(4):6.