

基于果蝇优化算法的 WSN 节点定位研究

张 健, 郭 星, 李 炜

(安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230601)

摘 要: 针对由测距误差造成的无线传感器网络节点定位精度较低问题, 提出一种基于果蝇优化算法的无线传感器网络节点定位方法. 该方法将节点定位问题转化为约束优化问题进行求解, 在求解的过程中利用动态步长机制来控制果蝇种群的寻优范围. 当果蝇算法收敛时, 在最优解附近根据测距误差的大小进行震荡寻优, 对寻优产生的果蝇种群进行质心定位得出最终的定位结果. 仿真实验表明, 该方法收敛速度快, 定位精度高, 具有较强的抗误差能力.

关键词: 果蝇优化算法; 无线传感器网络; 节点定位

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2018)04—0089—04

Research of WSN Node Localization Based on Fruit Fly Optimization Algorithm

ZHANG Jian, GUO Xing, LI Wei

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: Ranging error results in inaccurate localization of nodes in wireless sensor networks. Focusing on the problem, this paper proposes a WSN node localization method based on the fruit fly optimization algorithm. In this method, the problem of node localization is transformed into a constrained optimization problem. In the process of solving, the dynamic step size mechanism is used to control the optimal range of fruit fly population. When the algorithm converges, in the vicinity of the optimal solution creates new fruit fly populations. Using the centroid algorithm locate the fruit fly population as the final node position. Simulation results show that the method has fast convergence speed, high positioning accuracy and strong error resistance.

Key words: fruit fly optimization algorithm (FOA); WSN; node localization

1 引言

无线传感器网络中节点的所采集的数据往往需要和节点所处的具体位置相结合才有意义, 所以无线传感器网络节点的定位是无线传感器网络的关键技术之一^[1]. 关于无线传感器网络节点的定位方法目前主要可以分为两大类: 一种是基于测距的定位技术, 另一种是无需测距的定位技术. 无需测距的定位技术, 其优点在于功耗低、成本低. 但是由于这些算法都是基于无需测距的定位技术, 其定位的精度往往低于基于测距的定位技术. 而基于测距的定位

技术会受到各项干扰因素的影响, 由此产生的测距误差就会影响定位精度.

群体智能算法是近些年来解决节点定位的一个新的研究方向^[2]. 在文献[3]中提出了使用粒子群算法来解决 WSN 节点定位问题, 但是其选用的适应度计算方式受测距误差的波动影响较大. 因此, 本文提出使用改进的果蝇优化算法来对节点进行定位.

2 基于果蝇优化算法的节点定位

2.1 果蝇优化算法

果蝇优化算法^[4-6] (Fruit Fly Optimization Al-

gorithm, FOA)的具体流程如下.

Step1: 初始化算法的相关参数. 种群规模 sizePop, 最大迭代次数 maxgen, 随机初始化果蝇群体位置 X_axis, Y_axis .

Step2: 果蝇个体在种群位置的基础上随机选择方向与距离进行搜索, 其中 RandomValue 是搜索距离, 其取值范围为 $[-1, 1]$.

$$\begin{cases} X_i = X_axis + \text{RandomValue} \\ Y_i = Y_axis + \text{RandomValue} \end{cases} \quad (1)$$

Step3: 计算个体到原点的距离 Dist_i 再接着计算个体味道浓度判定值 S_i .

$$\text{Dist}_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (2)$$

$$S_i = 1/\text{Dist}_i \quad (3)$$

Step4: 将味道浓度判定值 S_i 带入到适应度函数中求解出来的值, 作为果蝇个体位置味道浓度值 Smell_i .

$$\text{Smell}_i = \text{Function}(S_i) \quad (4)$$

Step5: 找出果蝇群体中味道浓度最佳的果蝇 (这里假定目标要求解最小化问题, 求解最大化问题与之相反).

Step6: 将找到最佳个体位置作为新的果蝇群体位置, 其余个体利用视觉向最优个体靠拢, 并且更新群体最优浓度值.

$$\begin{cases} \text{SmellBest} = \text{bestSmell} \\ X_axis = X(\text{bestIndex}) \\ Y_axis = Y(\text{bestIndex}) \end{cases} \quad (5)$$

Step7: 进入迭代寻优, 重复执行步骤 2 ~ 5 直至迭代次数达到指定次数, 或者达到指定精度要求.

2.2 果蝇优化算法的改进

从基本果蝇优化算法的执行流程中可以看出, 传统的果蝇优化算法的搜索距离固定, 并且由于需要对个体与食物源的距离求解倒数, 所以该算法全局搜索能力很差, 因此必须对果蝇优化算法的个体生成策略进行改进, 以适应无线传感器网络的节点定位需求, 同时进一步的提升算法的收敛速度. 本文采用式(6)来产生新的果蝇个体. 式(6)平衡了算法的全局搜索和局部搜索能力, 在迭代早期可以产生更大范围的可行解, 在迭代后期可以对某一局部进行更为精细的搜索.

$$\begin{cases} X_i = X_axis + \text{radiusX} * \text{rand} \\ Y_i = Y_axis + \text{radiusY} * \text{rand} \end{cases} \quad (6)$$

式中的搜索步长 radiusY 与 radiusX 可按照式(7)计算得出, 在式(7)中 radiusMin 和 radiusMax 分别代表最小和最大的搜索步长, g 为当前的迭代

次数, maxgen 是需要进行迭代的总次数.

$$\text{radius} = \text{radiusMax} * e^{\lg(\frac{\text{radiusMin}}{\text{radiusMax}}) * \frac{g}{\text{maxgen}}} \quad (7)$$

2.3 基于 FOA 的节点定位方法实现

Kulkarni^[3] 等人提出可以将无线传感器网络的节点定位问题转化为下述的约束优化问题. 假定 $(x_i, y_i) (i = 1, 2, 3 \dots m, m \geq 3)$ 为 m 个锚节点坐标, 需要定位的节点坐标为 $X(x, y)$, 在理想环境下式(8)成立, 其中 $d_i (i = 1, 2, 3, \dots, m)$ 表示未知节点和锚节点的测距距离.

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (8)$$

但是由于测距误差的客观存在, 上述的 d_i 仅仅是测量距离而非真实距离. 故问题被归纳为满足式(9)的约束优化问题, 可认为式(9)的最优解就是需要定位的节点的估计位置.

$$f(x, y) = \min \left(\sum_{i=1}^m \left| \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d_i \right| \right) \quad (9)$$

在实际应用中众多的锚节点中可能存在一个或者多个测距距离误差过大, 导致仅根据式(9)作为适应度函数求解出来的定位结果往往也存在很大误差, 因此本文引用文献[7]中惩罚函数的思路, 按照式(10)对果蝇个体的适应度进行计算, 在式(10)中 μ 代表的是由文献[7]中罚函数法得出的误差修正系数, M 代表的是惩罚系数.

$$f(x, y, M) = \min \left(\sum_{i=1}^m \left(\left| \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d_i \right| + M * \left(\left| g_i(x, y) \right| + \left| h_i(x, y) \right| \right) \right) \right) \quad (10)$$

$$g_i(x, y) = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - (1 - \mu)d_i \quad (11)$$

$$h_i(x, y) = (1 + \mu)d_i - \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (12)$$

综上, 改进后的果蝇优化算法 (Dynamic Step-Fruit Fly Optimization Algorithm, DFOA) 实现节点定位的步骤如下.

Step1: 初始化果蝇优化算法的相关参数即迭代次数 maxgen , 种群规模 sizePop , 最大与最小搜索步长 radiusMax , radiusMin . 并确定待定位节点周围的锚节点数目.

Step2: 锚节点通过 RSSI 测距技术测量到目标节点的距离 d_i . 在可行解区域内随机生成第一批果蝇个体, 选取适应度最佳的个体作为果蝇优化算法的初始种群位置.

Step3: 按照式(6)和式(7)生成果蝇个体, 并对

每个个体按照式(10)计算适应度,进行迭代寻优.

Step4:当算法收敛时.按照式(13)围绕着最优解附近进行震荡,产生新的一批果蝇个体,其中 ω 为误差系数,该系数和测距误差成正比,本文的误差系数按照式(14)计算,该式中 $Rate_i$ 表示第 i 个锚节点的测距误差百分比. $\text{normRand}(0,0.35)$ 代表以 0 为均值 0.35 为标准差的满足高斯分布的随机数.

$$\begin{cases} X_i = X_{\text{axis}} + \omega * \text{normRand}(0,0.35) \\ Y_i = Y_{\text{axis}} + \omega * \text{normRand}(0,0.35) \end{cases} \quad (13)$$

$$\omega = (\sum_{i=1}^m Rate_i * d_i) / m \quad (14)$$

Step5:对 Step4 产生的果蝇种群,进行质心定位,将最终质心定位的结果作为目标节点的估计值.

3 仿真实验与结果分析

在 matlab 软件上搭建了基于 RSSI 测距技术的仿真平台来分析 DFOA 算法的性能,仿真平台的参数设置如下:一个 100 m×100 m 的二维区域,待定位节点 5 个.为了测试算法的定位能力分别在不同测距误差下和不同锚节点数目条件下与三边测距法、极大似然估计法进行实验对比.实验数据均取独立运行 50 次的平均定位偏差值作为实验结果.为了衡量算法定位的精度选用式(15)的计算结果作为评价标准.

$$\text{deviation} = \sqrt{(x - x_{\text{real}})^2 + (y - y_{\text{real}})^2} \quad (15)$$

式中, (x,y) 表示算法的寻优结果, $(x_{\text{real}},y_{\text{real}})$ 表示需要定位的节点的真实坐标.显然该偏差值越小说

表 1 粒子群算法和 DFOA 算法参数设置

算法	参数	备注
DFOA	$\text{radiusMaxX} = (x_{\text{max}} - x_{\text{min}}) / 3$	x_{max} 与 x_{min} 分别是锚节点坐标在 x 轴上的最大值和最小值, y_{max} 与 y_{min} 则是在 y 轴上锚节点坐标的最大值和最小值.
	$\text{radiusMaxY} = (y_{\text{max}} - y_{\text{min}}) / 3$	
	$\text{radiusMinX} = \text{radiusMinY} = 0.1$	
PSO	$\omega_{\text{start}} = 0.9$	ω_{start} 与 ω_{end} 分别是初始和结束时算法的惯性权重
	$\omega_{\text{end}} = 0.4$	
	$\omega = \omega_{\text{end}} * (\omega_{\text{start}} / \omega_{\text{end}}) * 1 + i / \text{maxgen}$	

3.2 不同锚节点数目下的定位结果比较

在真实的无线传感器网络环境下由于节点通信半径有限,其能探测到的锚节点的数目往往不同,为了测试不同锚节点数目对算法的定位结果的影响在固定测距误差为 10%的条件下,使用三种算法对目标节点定位得出的定位结果如图 3 所示.

从图 3 可以看出随着锚节点数目的增加除了三边测距算法的偏差波动较大之外,极大似然估计法和 DFOA 的偏差值都在降低,并且 DFOA 的定位结果要比极大似然估计法要好.

明定位的精度越高.

3.1 不同测距误差下的定位结果比较

为了测试算法在不同测距误差下的性能,在固定锚节点数目为 6 个的条件下分别控制 RSSI 测距误差为 0%,5%,10%,15%,20%,25%.使用三边测距法、极大似然估计法、DFOA 算法分别对目标节点进行定位.得出的定位结果如图 1 所示.

从图 1 可以看出随着测距误差百分比的增大三种定位算法的偏差值都在增大,但果蝇优化算法的偏差值大体上维持在一个相对较低的水平,其定位精度比三边测距法和极大似然估计法要好.

为了进一步比较果蝇优化算法的定位性能选用粒子群优化算法(Particle swarm optimization algorithm, PSO)和基本果蝇优化算法(Fruit Fly optimization algorithm, FOA)进行对比实验,三种算法均采用相同的适应度计算方式,种群规模统一设置为 30,迭代次数设置为 100 次,惩罚系数 M 参考文献[7]的实验结果设置为 8.算法的其他参数设置参见表 1.三种智能算法的定位结果如图 2 所示.

从图 2 可以看出随着测距误差的增大三种智能算法的定位偏差也在逐步增大. DFOA 算法的定位误差整体上要基本果蝇优化算法和粒子群算法小.

综上,DFOA 与传统的测距定位算法相比,在测距误差逐步增大的条件下定位的精度更高.在相同条件下 DFOA 与粒子群算法和基本果蝇优化算法相比较,也能取得更好的定位效果.

3.3 算法的收敛速度对比

在 10%的测距误差和 9 个锚节点的环境下,让 DFOA、果蝇优化算法和粒子群算法在不同迭代次数的情况下对节点进行定位.定位的结果如图 4 所示.

从图 4 可以看出随着迭代次数的增加,三种算法的定位偏差均在逐步减小.粒子群算法在迭代 30 次之后比基本果蝇优化算法定位精度要好,DFOA 算法在不同的迭代次数下其定位偏差相较其他两种算法均较小.从收敛速度方面比较,DFOA 算法的收敛速度最

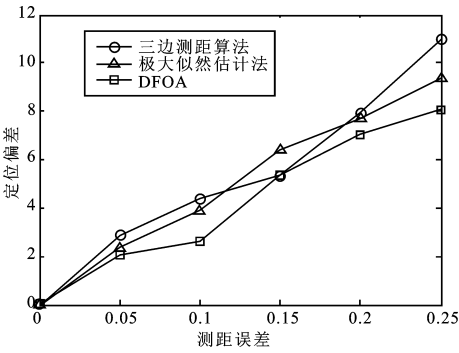


图 1 不同测距误差下三种定位算法的定位结果

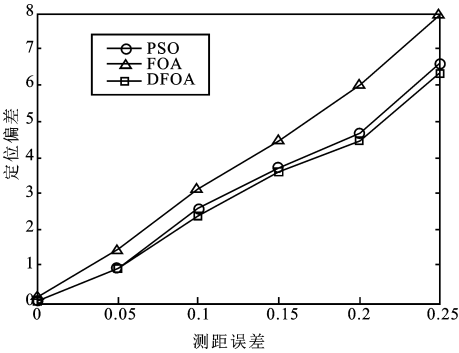


图 2 不同测距误差下三种智能算法的定位结果

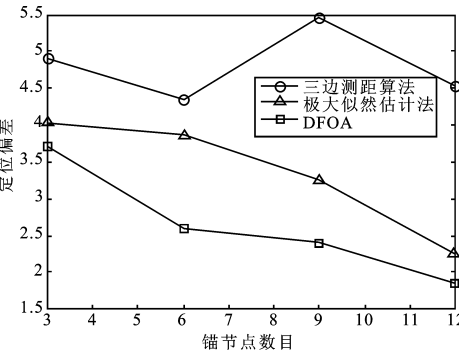


图 3 不同锚节点数目条件下三种定位算法的定位结果

快,在迭代次数为 15 次时已经趋于收敛.

4 结束语

本文提出了一种基于果蝇优化算法的无线传感器网络节点定位方法,通过设置动态步长和最优解震荡两种策略提升了算法的定位能力,通过实验仿真结果表明,该方法相比传统的三边测距法和极大似然法有着更高的定位精度和更好的抗误差能力,与粒子群优化算法相比较,该算法收敛速度更快,计算复杂度更低. 下一步研究将优化算法的初始种群位置,以进一步提升算法的收敛速度.

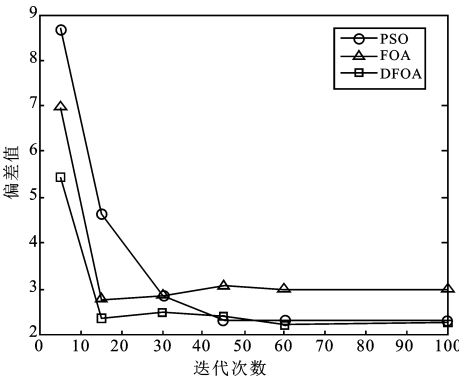


图 4 不同迭代次数下三种智能算法的定位结果

参考文献:

[1] 陈杨, 吴海燕, 季仲梅, 等. 基于图刚性的无线传感器网络定位新算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1467-1470.

[2] Kulkarni R V, Venayagamoorthy G K. Particle swarm optimization in wireless-sensor networks; A brief survey[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C, 2011, 41(2): 262-267.

[3] 于泉, 孙顺远, 徐保国, 等. 基于改进粒子群算法的无线传感器网络节点定位[J]. 计算机应用, 2015, 35(6): 1519-1522.

[4] Pan W T. A new fruit fly optimization algorithm; Taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26(2): 69-74.

[5] Shan D, Cao G H, Dong H J. LGMS-FOA an improved fruit fly optimization algorithm for solving optimization problems[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013(7): 1256-1271.

[6] Pan Q K, Sang H Y, Duan J H, et al. An improved fruit fly optimization algorithm for continuous function optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 62(5): 69-83.

[7] 蔡绍滨, 高振国, 潘海为, 等. 带有罚函数的无线传感器网络粒子群定位算法[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(6): 1228-1234.

作者简介:

张 健 男, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为智能算法、模式识别. E-mail: 1446232479@qq. com.

郭 星 男, (1983-), 博士, 讲师. 研究方向为嵌入式、数据挖掘.

李 炜 女, (1969-), 博士, 教授. 研究方向为数据挖掘、软件工程.