

# 面向大规模农业传感器网络的多目标鸽群优化定位算法

邓小武, 石元泉, 李森林, 李伟, 邓绍伟

(怀化学院 计算机科学与工程学院 / 武陵山片区生态农业智能控制技术湖南省重点实验室, 湖南 怀化 418008)

摘要: 针对单目标优化函数的农业传感器网络定位精度不高问题, 基于多目标鸽群优化算法, 提出了多目标鸽群定位算法, 用于求解传感器网络的多目标优化定位问题。多目标优化函数由空间距离函数与几何拓扑函数构成, 通过多目标鸽群优化算法得到其优化解。仿真实验表明, 该方法具有良好的鲁棒性, 极大地提高了传感器节点的定位精度。

关键词: 传感器定位; 多目标定位优化; 多目标鸽群优化算法

中图分类号: TP3 文献标识码: A 文章编号: 1671-9743 (2017) 05-0037-04

DOI:10.16074/j.cnki.cn43-1394/z.2017.05.008

## 1 引言

传感器网络是由大量部署在监控区域内的、由具有无线通信与计算能力的传感器节点通过自组织方式组成的分布式智能化网络系统, 是物联网的关键技术之一<sup>[1]</sup>。可以实时感知所需要的信息, 以实现实时监控对象, 并对这些信息进行处理, 传送给用户。因此, 传感器网络成为采集农田信息、提高农田管理水平及增加作物产量的重要手段<sup>[2]</sup>。农业传感器网络能精准地获取农作物的生长信息, 并即使将信息反馈给用户, 为操作者提供现场监控的依据。在农业传感器网络中, 位置信息对传感器网络的监测活动至关重要, 传感器节点定位是重要环节, 大量节点必须确定位置信息才能进行有效的环境信息监测。而农业节点位置变化较多, 而且传感器网络节点受能量有限、规模较大和软硬件条件复杂、通信环境多变通信距离有限等因素限制, 制约了节点位置信息的获取, 因此, 如何在这些制约因素条件下提供高精度的定位信息是大规模农业传感器网络系统的研究重点之一。

群体智能优化算法是一种新型的概率搜索算法, 在求解优化问题时, 不要求求解问题必须具备完整的数学意义, 即不要求计算处理的问题是连续可导。在求解无法建立精确数学模型与非线性问题方面, 群体智能优化算法比传统数学算法有效、简洁。近年来, 群体智能优化算法在农业传感器网络定位应用越来越广泛。文献[3-5]将遗传算法应用于解决传感器节点定位问题, 表现出了较好的定位效果。在文献[6]中, Gopakumar 等人运用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法求解定位误差最小化问题。在文献[7]中, Namin 等首先应用 Dv-distance 方法估计未知节点位置, 再应用 PSO 算法进行定位。文献[8]将 PSO 与 Dv-hop 算法结合对未知节点进行定位。文献[9]对最小二乘法对测距误差敏感的不足, 提出一种基于布谷鸟搜索算法的无线传感器网络节点定位算法。该算法利用全局和局部寻优能力强的布

谷鸟算法求解定位过程中的多维约束优化问题, 通过设定相应的约束适应度函数来减小定位过程的搜索范围, 加快了收敛速度, 能够快速确定未知节点的位置。通过引入群体智能优化算法, 在一定程度上减少了定位误差, 但是这些方法主要是针对单目标优化函数求解传感器节点定位问题, 未知节点定位只满足空间距离约束, 而没有涉及到几何拓扑约束, 导致定位精度不高。鸽群优化算法<sup>[10]</sup>作为一种新兴的仿生群体智能算法, 具有简单可行、良好的鲁棒性等优点, 这为优化传感器节点的定位性能提供了新的研究思路。

本文提出了一种面向农业传感器网络定位的多目标鸽群优化算法, 该方法首先将传感器定位转化为空间距离约束与几何拓扑约束的多目标优化问题, 然后引入多目标鸽群优化算法对定位目标函数求解, 估计未知节点位置, 最后从不同方面对算法性能进行了实验验证。实验结果表明, 该方法明显优于单目标定位问题的群体智能算法, 有效地提高了定位精度。

## 2 多目标节点定位模型

未知节点的坐标需要满足空间距离约束和几何拓扑约束, 空间距离约束主要目的是使估计的坐标值更加逼近实际值, 而几何拓扑约束能使网络拓扑避免形成与实际情况不一致的拓扑结构。

假设  $n$  个传感器节点被部署在二维空间, 其中包括  $m$  个信标节点(位置已知)和  $(n-m)$  个未知节点( $m < n$ )。如果节点  $j$  与节点  $i$  都在彼此的通信半径内, 那么这两个节点间距离  $d_{ij}$  可以表示为

$$d_{ij} = r_{ij} + e_{ij} \quad (1)$$

其中  $r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$  是两个传感器节点的实际距离, 而  $e_{ij}$  是测量误差。假设测量误差服从均值为零、方差为  $\sigma^2$  的高斯分布<sup>[11]</sup>, 进一步假设, 如果  $(i, j) \neq (k, l)$ , 则随机变量  $e_{ij}$  和  $e_{kl}$  相互独立。

收稿日期: 2016-12-21

基金项目: 武陵山片区生态农业智能控制技术湖南省重点实验室项目(ZNKZ2016-07), 湖南省教育厅资助科研项目(16C1277), 怀化学院项目(HHUY2014-06)。

作者简介: 邓小武, 1973 年生, 男, 湖南麻阳人, 讲师, 研究方向: 传感器网络及其应用等。

传感器节点  $i$  的邻居节点集  $N_i$  和其补集  $\bar{N}_i$  定义为

$$\begin{aligned} N_i &= \{j \in \{1, 2, \dots, n\} \mid j \neq i, r_{ij} \leq R\} \\ \bar{N}_i &= \{j \in \{1, 2, \dots, n\} \mid j \neq i, r_{ij} \geq R\} \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $R$  是传感器节点  $i$  的通信半径。空间距离约束的目标函数表示为

$$f_1 = \sum_{i=m+1}^n (\sum_{j \in N_i} (\bar{d}_{ij} - d_{ij})) \quad (3)$$

其中  $\bar{d}_{ij}$  是传感器节点  $i$  和  $j$  间的估计距离, 表示为

$$\bar{d}_{ij} = \begin{cases} \sqrt{(\bar{x}_i - \bar{x}_j)^2 + (\bar{y}_i - \bar{y}_j)^2} & \text{如果 } j \text{ 是信标节点} \\ \sqrt{(\bar{x}_i - \bar{x}_j)^2 + (\bar{y}_i - \bar{y}_j)^2} & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

其中  $(\bar{x}_i - \bar{y}_i)$  和  $(\bar{x}_j - \bar{y}_j)$  是未知传感器节点  $i$  和  $j$  的估计坐标。

几何拓扑约束的目标函数表示为

$$f_2 = \sum_{i=m+1}^n (\sum_{j \in N_i} \delta_{ij} + \sum_{j \in \bar{N}_i} (1 - \delta_{ij})) \quad (5)$$

几何拓扑表示网络连通性约束, 它不满足非信标节点的当前估计位置<sup>[12]</sup>。  $\delta_{ij}$  表示为

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{如果 } \bar{d}_{ij} > R \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

空间距离和几何拓扑约束隐含传感器节点坐标的精度。未知节点的估计坐标精度越高, 会使两个目标函数的值就越小, 因此, 将计算未知节点的坐标转化为求解多目标优化问题。

### 3 多目标鸽群优化定位算法

#### 3.1 多目标鸽群优化的数学模型

在多目标鸽群优化定位算法 (multi-objective pigeon-inspired optimization localization algorithm, MPIOLA) 中, 将  $(n-m)$  个未知传感器节点的坐标作为决策变量, 而由目标函数 (3) 和 (5) 式构成多目标函数  $F(X)$ 。因此, 将多目标鸽群优化定位形式化如下的数学模型

$$\begin{cases} \min F(x) = f_1(\bar{x}_i, \bar{y}_i), f_2(\bar{x}_i, \bar{y}_i) \\ \text{subject to } (\bar{x}_i, \bar{y}_i) \in (\bar{x}_L, \bar{y}_L), (\bar{x}_u, \bar{y}_u) \\ i = m+1, m+2, \dots, n \end{cases} \quad (7)$$

其中决策变量  $X = (\bar{x}_i, \bar{y}_i) (i = m+1, m+2, \dots, n)$  是要求解的未知传感器节点坐标,  $(\bar{x}_L, \bar{y}_L)$  与  $(\bar{x}_u, \bar{y}_u)$  分别是下边界和上边界,  $f_1(\bar{x}_i, \bar{y}_i)$  是空间距离目标函数, 而  $f_2(\bar{x}_i, \bar{y}_i)$  是几何拓扑目标函数。

#### 3.2 多目标鸽群优化算法

多目标鸽群优化算法框架涉及一些关键性方法<sup>[13]</sup>, 如合并算子 (consolidation operator) 和 Pareto 分类方法 (Pareto sorting scheme)。Pareto 分类方法主要实现对鸽群个体的分类和等级划分, 而合并算子是将用于鸽群导航的地图和指南针算子与地标算子进行融合形成一个整体。

##### 3.2.1 Pareto 分类方法

Pareto 分类方法通过非支配分类算子 (non-dominated sorting operator) 与拥挤比较算子 (crowded-comparison operator) 来实现鸽群的分类和等级划分。

(1) 非支配分类算子

第  $i$  只鸽子的位置  $X_i$  优于第  $j$  只鸽子的位置, 当且仅当满足如下条件:

$$\begin{cases} f_k(X_i) \leq f_k(X_j) & \text{对于所有 } k=1, 2, \dots, n \\ f_k(X_i) < f_k(X_j) & \text{至少有一个 } k \in \{1, 2, \dots, n\} \end{cases} \quad (8)$$

其中  $f_k$  为第  $k$  个目标函数。(8) 式是一个最小化问题, 而对于最大化问题  $f_k$  越大越好。通过非支配分类算子将鸽群中的鸽子分类到不同子集中。

(2) 拥挤比较算子

假如所有的鸽子已经被分类到  $m$  个集合中, 拥挤比较算子通过比较鸽子的拥挤距离将每个集合中的鸽子进行等级划分。集合中第  $i$  只鸽子的拥挤距离定义为:

$$Dis(X_i) = \frac{f_k(X_{i+1}) - f_k(X_{i-1})}{f_k^{\max} - f_k^{\min}} \quad (9)$$

其中  $i = \{2, 3, \dots, n_j^X - 1\}$ ,  $n_j^X$  是  $S_j^X$  集合中鸽子数量, 第  $k$  个目标函数的最大值和最小值分别是  $f_k^{\max}$  和  $f_k^{\min}$ , 将  $Dis(X_i)$  和  $Dis(X_{S_j^X})$  设置为  $\infty$ , 较大的拥挤距离能确保解的多样性。

##### 3.2.2 合并算子

在多目标鸽群优化算法中, 地图和指南针算子与地标算法进行融合, 合并在一个迭代循环中。

$$N^{nc} = N^{nc-1} - N_{dec} \quad (10)$$

$$V_i^{nc} = V_i^{nc-1} \cdot e^{-R \cdot X^{nc}} + rand_1 \cdot tr \cdot (1 - \lg_{NC_{max}}^{nc}) \cdot (X_{gbest}^{nc-1} - X_i^{nc-1}) + rand_2 \cdot tr \cdot \lg_{NC_{max}}^{nc} \cdot (X_{center}^{nc-1} - X_i^{nc-1})$$

$$X_i^{nc} = X_i^{nc-1} + V_i^{nc} \quad (10)$$

其中  $N_{dec}$  为每次迭代循环中被淘汰的鸽子数量,  $NC_{max}$  表示最大的迭代次数,  $tr$  为过渡因子 (transition factor)。随着迭代次数  $nc$  的增加,  $X_{gbest}^{nc}$  对  $X_i^{nc}$  的影响力逐渐下降,  $X_i^{nc}$  更多地取决  $X_{center}^{nc-1}$ 。在导航工具过渡因子  $tr$  的作用下, 两种操作算子之间的交接工作能够实现平稳地过渡。

在多目标鸽群优化算法中, 归档  $A$  用于存储非支配方法和求解  $X_{gbest}^{nc-1}$  与  $X_{center}^{nc-1}$ 。首先, 在将  $X$  存储在  $X^*$  后, 将  $S_1^X$  中鸽子添加到归档  $A$ , 通过等式 (11) 求解  $X_{center}^{nc-1}$ 。

$$X_{center}^{nc-1} = \frac{\sum_{j=1}^{n_1} S_{1j}^X}{n_1} \quad (11)$$

其次, Pareto 分类方法用于估算  $A$  中每个鸽子的适应度值, 因此, 根据鸽子的适应度确定其是否能被存储在归档  $A$ <sup>[14]</sup>。这样归档  $A$  就吸收  $S_1^A$  中当前优胜非支配解, 而淘汰其他集中的劣势解。第三步, 随机在归档  $A$  选择一个鸽子作为  $X_{gbest}$ 。

##### 3.2.3 基于多目标鸽群优化的定位算法

多目标鸽群优化定位算法步骤如:

步骤 1 随机初始化鸽群的位置  $X^1$  和速度  $V^1$ , 确定最大的迭代次数  $NC_{max}$ 。

步骤 2 通过 Pareto 分类方法估算鸽子的位置  $X$ , 由式 (11) 计算  $X_{center}^{nc-1}$ , 并将  $S_1^X$  的鸽子添加到归档  $A$ ;

步骤 3 通过非支配排序方法估算  $A$  中鸽子位置,  $A = S_1^A$ ;

步骤 4 在  $A$  中随机选择一个鸽子作为  $X_{gbest}$ ;

步骤 5 根据等式 (10) 更新鸽子位置  $X$  与速度  $V$ ;

步骤 6 更新迭代次数  $nc = nc + 1$ ;

步骤 7 如果迭代次数小于最大迭代次数, 则到步骤 2 继续执行, 否则估算鸽群的当前位置  $X$ , 并输出 Pareto 前沿  $S_1^X$ .

## 4 性能分析

### 4.1 评估参数

在 matlab 仿真实验平台构建一个  $100\text{ m} \times 100\text{ m}$  二维区域对本文提出的定位算法进行实验仿真分析. 随机部署  $n$  个传感器节点, 其中信标节点为  $m$  个, 未知节点为  $(n-m)$  个. 假设 RSSI 测距误差  $e_{ij}$  服从均值为零、方差为  $\sigma^2 = \beta r_{ij}^2$  ( $\beta=0.1$ ) 的高斯分布<sup>[15]</sup>.

定位误差一般与传感器节点的通信半径有关, 因此, 基于通信半径, 我们定义了两种定位误差用于评估算法的定位性能. 一种是通过式 (12) 计算单个未知节点的定位误差 (OneError), 只要用于评估每个节点的性能. 另外一种是由 (13) 式定义的平均定位误差 (AvgError),

$$\text{OneError} = \frac{\sqrt{(\bar{x}_i - x_j)^2 - (\bar{y}_i - y_j)^2}}{R} \times 100\% \quad (12)$$

$$\text{AvgError} = \frac{\sum_{i=1}^{n-m} \sqrt{(\bar{x}_i - x_j)^2 - (\bar{y}_i - y_j)^2}}{(n-m) \times R} \times 100\% \quad (13)$$

### 4.2 定位精度

在信标节点占传感器网络节点数 20% 的条件下, 用 100 个未知节点的单个定位误差来评估 MOPIOLA 和 PIO 算法<sup>[16]</sup>的定位精度. 单个节点定位误差的分布情况如表 1 所示, 在 MOPIOLA 算法中, 45 个传感器节点的

单个节点误差在 0~5% 之间, 而在 PIO 算法中, 只有 10 个节点在 0~5% 之间. PIO 算法有 20 个传感器节点的单个节点定位误差超过 30%, 而 MOPIOLA 只有 5 个传感器节点.

表 1 表明, MOPIOLA 算法的定位精度明显比 PIO 算法要高, 即 MOPIOLA 算法估计位置与实际位置的偏差更小. 这说明 MOPIOLA 算法稳定性更好, 能有效地提高节点的定位精度. 这是由于通过目标函数  $f_2$  将几何拓扑约束限制在一个合理的拓扑结构中, 这能降低定位误差.

### 4.3 MOPIOLA 的鲁棒性

下面分别从节点密度、信标节点数和通信半径的情况下, 通过平均定位误差比较算法的鲁棒性.

#### 4.3.1 节点密度对定位性能的影响

在保持信标节点比例为 20% 和通信半径  $R=20\text{ m}$  的情况下, 改变节点密度和传感器网络节点总数得到表 2 所示三种算法的平均定位误差. 可以看出, 随着传感器网络节点数的不断增加, 三种算法的平均定位误差都逐渐减少, 当节点数超过 100 时, 对定位误差的影响力变小. 由于 MOPIOLA 算法考虑了几何拓扑约束, 因此, 它产生的定位误差比 PIO 和 PAES 小.

#### 4.3.2 信标节点数比例对定位性能的影响

在网络节点总数  $n=120$  和通信半径  $R=20\text{ m}$  的条件下, 不同信标节点数量的平均定位误差如表 3 所示. 可以看出, 随着信标节点数量的不断增加, 三种算法的平均定位误差都逐渐减小, 这是由于未知节点四周的信标节点增多, 提高了定位精度. 在相同信标节点数量的情况下, MOPIOLA 算法的定位精度要高于 PIO 和 PAES 算法. 这是因为 PIO 与 PAES 算法只考虑空间距离约束目标函数, 并没有涉及几何拓扑约束目标函数所导致的.

表 1 单节点定位误差 OneError 范围分布

OneError	0~5%	5%~10%	10%~20%	20%~30%	30%~50%	>50%
PIO	10	16	30	24	10	10
MOPIOLA	45	35	10	5	3	2

表 2 不同节点数定位误差

总节点数	50	70	90	110	130	160
PIO (%)	40.20	34.52	23.95	20.42	19.24	18.85
PAES <sup>[12]</sup> (%)	30.78	25.21	20.14	18.54	17.23	16.17
MOPIOLA (%)	17.21	13.81	11.47	10.36	9.27	8.15

表 3 不同信标节点比例的定位误差

信标节点比例	5%	10%	15%	20%	25%	30%
PIO (%)	34.57	23.33	20.19	17.94	17.17	16.97
PAES (%)	18.23	15.11	12.88	11.10	10.87	10.02
MOPIOLA (%)	14.57	13.04	12.02	11.05	9.99	9.01

表 4 不同通信半径的定位误差

通信半径 $R$	10	15	20	25	30	35
PIO (%)	33.73	28.94	22.54	17.94	18.76	17.88
PAES (%)	28.57	20.01	16.20	11.79	13.21	14.51
MOPIOLA (%)	20.30	17.16	13.15	11.25	10.12	9.42

### 4.3.3 通信半径对定位性能的影响

传感器网络节点总数为  $n=120$  和信标节点数量为 20% 通信半径  $R$  与平均定位误差的关系如表 4 所示。可以看出,随着通信半径的不断增大,三种算法的定位误差呈现减小趋势,这是因为节点通信半径增大时,未知节点能与更多的邻居节点进行通信,进而提高了智能优化算法的搜索性能。当通信半径增大到 30 m 时,MOPIOLA 算法能使定位误差继续减小,而 PAES 算法开始增大,这是由于较大的通信半径使第一层和第二层的邻居节点增多,进一步导致在 PAES 中定义的两类未知节点距离误差增大所致。

## 5 结束语

本文提出了一种基于多目标鸽群优化的传感器网络定位算法,该算法将节点定位问题转化为空间距离约束和几何拓扑约束的优化模型,引入多目标鸽群优化对其进行求解。实验表明,相比于 PIO 与 PASE 算法,在不同信标节点、不同通信半径和节点密度的情况下,MOPIOLA 算法的单个节点定位误差与平均定位误差更小,具有更好的鲁棒性。

### 参考文献:

- [1]张伟.面向精细农业的无线传感器网络关键技术研究[D].杭州:浙江大学,2013.
- [2]Brinis N,Saidane L A.Context Aware Wireless Sensor Network Suitable for Precision Agriculture [J].Wireless Sensor Network, 2016, 8(01):1.
- [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(4):7552-7561.
- [4]Chen Y C, Deng D J, Chen Y S.Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks [M]// Advanced Technologies, Embedded and Multimedia for Human-centric Computing.Springer Netherlands, 2014:135-141.
- [5]Zhang Q, Huang J, Wang J et al.A new centralized localization algorithm for wireless sensor network [C]//Communications and Networking in China.Third International Conference on.IEEE, 2008:625-629.
- [6]Gopakumar A, Jacob L.Localization in wireless sensor networks using particle swarm optimization [C]//Wireless, Mobile and Multimedia Networks.IET International Conference on.IET, 2008:227-230.
- [7]Namin P H, Tinati M A.Node localization using particle swarm optimization [C]//Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing(ISSNIP), Seventh International Conference on.IEEE, 2011:288-293.
- [8]Chuang P J, Wu C P. Employing PSO to enhance RSS range-based node localization for wireless sensor networks [J]. Journal of information science and engineering, 2011, 27(5):1597-1611.
- [9]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,2015.
- [10]Duan H, Qiao P. Pigeon-inspired optimization a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J].International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1):24-37.
- [11]Kannan A A, Mao G, Vucetic B. Simulated annealing based wireless sensor network localization with flip ambiguity mitigation [C]//2006 IEEE 63rd Vehicular Technology Conference.IEEE, 2006(2):1022-1026.
- [12]Vecchio M, López-Valcarce R, Marcelloni F. A two-objective evolutionary approach based on topological constraints for node localization in wireless sensor networks [J].Applied Soft Computing, 2012, 12(7):1891-1901.
- [13]Qiu H X, Duan H B. Multi-objective pigeon-inspired optimization for brushless direct current motor parameter design [J]. Science China Technological Sciences, 2015, 58(11):1915-1923.
- [14]Santos Coelho L, Barbosa L Z, Lebensztajn L. Multiobjective particle swarm approach for the design of a brushless DC wheel motor [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2010, 46(8):2994-2997.
- [15]Sun Z, Tao L, Wang X et al. Localization algorithm in wireless sensor networks based on multiobjective particle swarm optimization [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015:11.
- [16]Duan H, Qiao P. Pigeon-inspired optimization a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1):24-37.

## Multi-objective Pigeon-inspired Optimization Localization Algorithm for Large-scale Agricultural Sensor Network

DENG Xiao-wu, SHI Yuan-quan, LI Sen-lin, LI Wei, DENG Shao-wei

(School of Computer Science and Engineering / Hunan Provincial Key Laboratory of Ecological Agriculture Intelligent Control Technology, Huaihua University, Huaihua, Hunan 418008)

**Abstract:** Focusing on the lower localization accuracy of agricultural sensor network for single objective optimization, multi-objective pigeon-inspired optimization localization algorithm is presented to solve the multi-objective optimization localization problems in this paper. The multi-objective optimization function is composed of the spatial distance function and the geometric topology function. The optimal solution is obtained by multi-objective pigeon-inspired optimization algorithm. The simulation results show that the proposed method has good robustness, and greatly improves the positioning accuracy of the sensor nodes.

**Key words:** localization of sensor; multi-objective optimization; multi-objective pigeon-inspired optimization algorithm