

6-3-2020

## Localization Method Based on Modified Cuckoo Difference Optimization for Wireless Sensor Networks

Dengfeng Liu

1. Key Laboratory of Industrial Advanced Process Control, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; ;

Zhang Li

2. Spreadtrum Communications Inc., Shanghai 201203, China;

Xiaoying Bing

1. Key Laboratory of Industrial Advanced Process Control, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; ;

Yuqian Shao

1. Key Laboratory of Industrial Advanced Process Control, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; ;

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Localization Method Based on Modified Cuckoo Difference Optimization for Wireless Sensor Networks

## Abstract

**Abstract:** To solve the sensitive and accumulative ranging error issue in the trilateration method and the maximum likelihood estimation method for the DV-Hop localization algorithm, an algorithm based on the Cuckoo difference optimization was proposed. *The proposed algorithm essentially turned the positioning calculation problem into a group optimization problem. Using the Cuckoo algorithm and the differential evolution algorithm for parallel optimization with double populations, the proposed algorithm fused the advantages of the two kinds of intelligent optimization algorithms, which dynamically rectified the abandoned factor and the scaled variation factor randomly at the same time. The Cuckoo differential evolution algorithm's global search ability was enhanced to maintain the population diversity, which made the estimated coordinates closer to the real values. Without any increase in communication overhead, the positioning precision was improved effectively.*

## Keywords

DV-Hop, cuckoo optimization, differential evolution, WSN

## Authors

Dengfeng Liu, Zhang Li, Xiaoying Bing, Yuqian Shao, and Baoguo Xu

## Recommended Citation

Liu Dengfeng, Zhang Li, Bing Xiaoying, Shao Yuqian, Xu Baoguo. Localization Method Based on Modified Cuckoo Difference Optimization for Wireless Sensor Networks[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(4): 791-797.

# 基于布谷鸟差分算法优化的 DV-Hop 改进算法

刘登峰<sup>1</sup>, 章力<sup>2</sup>, 邴晓瑛<sup>1</sup>, 邵玉倩<sup>1</sup>, 徐保国<sup>1</sup>

(1. 江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122; 2. 展讯通信(上海)有限公司, 上海 201203)

**摘要:** 经典 DV-Hop 定位算法中, 三边测量法虽然避免了迭代运算, 但对信标节点的依赖性较大; 而极大似然估计法存在对误差进行累加的问题。针对传统定位算法存在的问题, 提出了基于布谷鸟 (CS) 差分 (DE) 优化的 DV-Hop 改进算法, 将定位问题转化为群体优化问题, 利用 CS 和 DE 算法进行双种群并行搜索, 动态调整 CS 中宿主发现入侵者的概率参数, 随机缩放 DE 算法中变异因子, 增强全局搜索能力, 规避了距离误差在定位过程中的累加, 有效提高了定位精度。

**关键词:** DV-Hop 定位; 布谷鸟优化; 差分优化; WSN

中图分类号: TP393 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 04-0791-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201704012

## Localization Method Based on Modified Cuckoo Difference Optimization for Wireless Sensor Networks

Liu Dengfeng<sup>1</sup>, Zhang Li<sup>2</sup>, Bing Xiaoying<sup>1</sup>, Shao Yuqian<sup>1</sup>, Xu Baoguo<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Industrial Advanced Process Control, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;  
2. Spreadtrum Communications Inc., Shanghai 201203, China)

**Abstract:** To solve the sensitive and accumulative ranging error issue in the trilateration method and the maximum likelihood estimation method for the DV-Hop localization algorithm, an algorithm based on the Cuckoo difference optimization was proposed. The proposed algorithm essentially turned the positioning calculation problem into a group optimization problem. Using the Cuckoo algorithm and the differential evolution algorithm for parallel optimization with double populations, the proposed algorithm fused the advantages of the two kinds of intelligent optimization algorithms, which dynamically rectified the abandoned factor and the scaled variation factor randomly at the same time. The Cuckoo differential evolution algorithm's global search ability was enhanced to maintain the population diversity, which made the estimated coordinates closer to the real values. Without any increase in communication overhead, the positioning precision was improved effectively.

**Keywords:** DV-Hop; cuckoo optimization; differential evolution; WSN

## 引言

无线传感器网络 (Wireless Sensor Network,



收稿日期: 2015-06-29 修回日期: 2015-12-07;  
基金项目: 国家自然科学基金 (21276111, 21206053),  
江苏省自然科学基金 (BK20160162), 江苏省博士后  
科研项目 (1601009A), 江南大学自主科研计划青年基  
金 (JUSRP11558), 中央高校基本科研业务费专项资  
金 (JUSRP51510);  
作者简介: 刘登峰 (1980-), 女, 河南南阳, 博士, 研  
究方向为发酵过程建模、控制, 无线传感网络定位。

WSN) 现已广泛应用于多个领域, 而传感器节点的定位是 WSN 应用的基础。现阶段定位算法主要分为两类, 基于测距 (Range-based)<sup>[1]</sup> 的定位算法和基于非测距 (Range-free)<sup>[2]</sup> 的定位算法。DV-Hop<sup>[3]</sup> 算法是典型的基于非测距的定位算法, 该算法硬件成本较低、能耗较小, 传输的信号受外界影响较小, 并且能满足大部分实际应用对定位精度要求。DV-Hop<sup>[3-4]</sup> 算法中, 未知节点根据其到各信标节点

的估算距离通过三边测量法或极大似然估计法来实现定位。

但由于未知节点与信标节点的估算距离本身就带有一定的误差,三边测量法虽然避免了迭代运算,但对因信标节点选择不当造成的误差特别敏感。极大似然估计法虽然利用多个信标节点信息将误差进行了平均化处理,但在解方程的过程中依然对误差进行了累加。随着许多应用对定位精度要求愈来愈高,需要寻找一种能改进算法的定位计算方法,来规避距离误差在定位过程中的累加,以减小定位误差。

许多学者对经典的 DV-Hop 算法进行了研究及改进,黄艳等<sup>[5]</sup>利用粒子群算法改进了经典算法对未知节点坐标的求解过程,校正了未知节点的位置,减小了定位误差;林雯等<sup>[6]</sup>采用差分进化算法优化适应度函数,得到最优解,减小了定位误差;刘彦隆<sup>[7]</sup>、李牧东等<sup>[8]</sup>分别用遗传算法、人工蜂群算法等寻求未知节点坐标,使其更接近实际坐标。但以上算法存在需要参数多,容易陷入局部最优等问题。

基于 Lévy-flights 的布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search via Lévy Flights, CS)<sup>[9]</sup>是一种新的群体智能优化算法,是由 Yang X S 和 Suash D 通过模拟布谷鸟的孵育寄生行为并结合莱维飞行搜索原理提出的。该算法具有参数少、易实现、全局寻优能力强等优点,已成功应用于众多实际工程优化问题<sup>[10-12]</sup>。

本论文提出了基于布谷鸟(CS)差分(DE)优化的 BCDDV-Hop 算法,将定位问题转化为群体优化问题,利用 CS 算法和 DE 算法进行双种群并行搜索,动态调整 CS 算法中宿主发现入侵者的概率参数,随机缩放 DE 算法中变异因子,维持种群多样性,增强全局搜索能力。通过改进定位计算方法,规避距离误差在定位过程中的累加,将定位问题转换为优化问题,实现对未知节点的定位。仿真结果表明 BCD-DV-Hop 能有效的减小定位误差,提高定位精度。

## 1 定位优化转换思想

DV-Hop 定位算法的第三阶段用极大似然估计法计算未知节点坐标,如式(1)~(4)。

$$\text{设 } D(x, y) \text{ 与信标节点 } (x_i, y_i) \text{ 间的距离为 } d_i, \text{ 则} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2}=d_1 \\ \sqrt{(x-x_2)^2+(y-y_2)^2}=d_2 \\ \vdots \\ \sqrt{(x-x_n)^2+(y-y_n)^2}=d_n \end{cases}$$

式(1)可表示为线性方程组  $AL=b$ , 其中  $L=(x, y)^T$ , 则

$$A = \begin{bmatrix} 2(x_1-x_n) & 2(y_1-y_n) \\ 2(x_2-x_n) & 2(y_2-y_n) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{n-1}-x_n) & 2(y_{n-1}-y_n) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$b = \begin{bmatrix} x_1^2-x_n^2+y_1^2-y_n^2-d_1^2+d_n^2 \\ x_2^2-x_n^2+y_2^2-y_n^2-d_2^2+d_n^2 \\ \vdots \\ x_{n-1}^2-x_n^2+y_{n-1}^2-y_n^2-d_{n-1}^2+d_n^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

用标准最小均方差估计法求得

$$L = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (4)$$

其中:式(4)中向量  $b$  的每个元素均包含估算距离  $d_n$ , 而  $d_n$  是由未知节点的平均跳距与到各信标节点跳数相乘得到,本身就包含很大的误差,因此根据式(4)求得的未知节点坐标精度相对较低。

为提高定位精度,本文将定位问题转化为优化估算距离  $d_n$  的问题。设未知节点  $D(x, y)$  到信标节点  $A_1, A_2, \dots, A_n$  的实际距离为  $r_1, r_2, \dots, r_n$ , 则

$$(x_i-x)^2+(y_i-y)^2=r_i^2 \quad (5)$$

设估计距离为  $d_1, d_2, \dots, d_n$ , 相应的测距误差为  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ , 应满足  $|r_i-d_i|<\varepsilon_i$ , 式(5)可转换为

$$\begin{cases} d_1-\varepsilon_1 \leq \sqrt{(x_1-x)^2+(y_1-y)^2} \leq d_1+\varepsilon_1 \\ d_2-\varepsilon_2 \leq \sqrt{(x_2-x)^2+(y_2-y)^2} \leq d_2+\varepsilon_2 \\ \vdots \\ d_n-\varepsilon_n \leq \sqrt{(x_n-x)^2+(y_n-y)^2} \leq d_n+\varepsilon_n \end{cases} \quad (6)$$

由式(6)可知,  $\varepsilon_i$  越小, 相应的  $d_i$  越接近两节点

的欧式距离, 此时  $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i$  最小, 即式(7)最小, 此时问题转换为群体优化问题, 适应度函数如下:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - d_i \right| \quad (7)$$

当式  $f(x, y)$  取得最小值时, 未知节点的估计坐标最接近实际坐标, 定位误差最小。

## 2 基本算法

### 2.1 布谷鸟算法

#### 2.1.1 Lévy 飞行搜索原理

在自然界中, 动物觅食过程的下一步行动一般取决于两个因素, 当前位置和过渡到下一个位置的概率。20 世纪 30 年代, 法国数学家 Lévy 提出了 Lévy 分布, 认为 Lévy 飞行的随机搜索路径与时间的关系服从 Lévy 分布<sup>[13]</sup>。后续学者证明莱维飞行(Lévy flights)模式符合自然界动物的觅食过程<sup>[14]</sup>。将莱维飞行应用到智能优化算法中, 不仅能扩大搜索范围、增加种群多样性, 更易于避免陷入局部最优<sup>[15]</sup>。

#### 2.1.2 布谷鸟算法原理

布谷鸟属于巢寄生鸟类, 即只产卵不筑巢。根据自身卵的大小、颜色、孵化期、育雏期及雏鸟食性等特点, 布谷鸟通常把卵产在具有相似特性的宿主鸟巢中, 由其代为孵化。为模拟布谷鸟的寻巢方式, 实现 CS 算法, 假设以下三种理想状态:

(1) 一只布谷鸟一次只产一个卵, 并随机选择宿主鸟巢;

(2) 在每次随机选择的一组鸟巢中, 适应度值最好的鸟巢将被保留到下一代;

(3) 宿主鸟巢的数量是一定的, 宿主发现陌生卵的概率为  $p_a \in [0, 1]$ , 即宿主新建鸟巢的概率。

在以上三个假设的基础上, 设布谷鸟用 Lévy 飞行的方式寻找宿主鸟巢, 鸟巢总数为  $n$ , 初始化鸟巢位置  $X_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。

第  $(t+1)$  代寻巢路径和位置更新机制如下:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda) \quad (8)$$

其中:  $x_i^t$  代表第  $i$  个鸟巢在第  $t$  代的位置,  $\oplus$  为点乘,  $\alpha$  为步长控制量, 与问题规模有关, 通过实验验证, 本文取  $\alpha=0.01$ ;  $\text{Lévy}(\lambda)$  代表随机搜索路径。

通过式(8)可知, 寻找新位置  $x_i^{t+1}$  的过程实际上是一个随机行走的过程, 取决于当前位置  $x_i^t$  和转移概率  $\alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda)$ 。Lévy 飞行搜索路径  $\text{Lévy}(\lambda)$  与时间  $t$  服从 Lévy 分布, 如下所示:

$$\text{Lévy} \sim u = t^{-\lambda} (1 < \lambda \leq 3) \quad (9)$$

为实现 CS 算法, 用式(10)模拟 Lévy( $\lambda$ ), 即

$$\text{Lévy}(\beta) = \frac{\mu}{|\nu|^{1/\beta}} \quad (10)$$

其中: 式(9)中  $\lambda = 1 + \beta$ ,  $\beta \in (0, 2]$ , 在 CS 算法中取  $\beta=1.5$ ; 参数  $\mu$ 、 $\nu$  服从标准正态分布, 如下:

$$\begin{cases} \mu \sim N(0, \sigma_\mu^2) \\ \nu \sim N(0, \sigma_\nu^2) \end{cases} \quad (11)$$

式(11)中正态分布标准差  $\sigma_\mu$ 、 $\sigma_\nu$  取值如下:

$$\begin{cases} \sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \\ \sigma_\nu = 1 \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $\Gamma(1+\beta)$  为标准的伽玛(Gamma)函数。

综合式(8)~(12)可以看出, Lévy( $\lambda$ ) 的方向和步长是高度随机改变的, 因此 CS 算法的全局寻优能力较强。布谷鸟位置更新机制可综合为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \frac{\mu}{|\nu|^{1/\beta}} (x_i^t - x_{best}^t) \quad (13)$$

位置更新完成后, 产生一个随机数  $r \in [0, 1]$ , 若  $r > p_a$ , 则认为宿主发现外来卵, 遗弃该鸟巢, 随机生成一个新鸟巢, 否则不变。在 CS 算法中, 一般取  $p_a=0.25$ 。

最后保留适应度值较好的一组鸟巢位置更新  $x_{best}$ , 继续下一轮寻优, 直至满足结束条件。

### 2.2 差分进化算法原理

差分进化算法(Differential Evolution, DE)是一种贪婪遗传算法, 随机生成的种群在搜索空间中通过并行进化找到全局最优值, 具有保优思想<sup>[16-17]</sup>。DE 算法实施随机并行的全局搜索, 原理简单, 受控参数少, 易于理解和实现, 已在许多实际工程中

得到应用。其基本原理如下:

#### (1) 初始化种群

在搜索空间中随机生成  $N$  个  $D$  维向量参数  $x_{ij} (i=1,2,\dots,N, j=1,2,\dots,D)$ ;

#### (2) 变异操作

随机选择三个矢量个体  $x'_{r_1}, x'_{r_2}, x'_{r_3}$ , 随机数  $r_1, r_2, r_3 \in (1, 2, \dots, N)$ , 变异操作如下:

$$v_i^{t+1} = x'_{r_1} + F(x'_{r_2} - x'_{r_3}) \quad (14)$$

其中:  $x'_{r_1}$  为扰动基向量,  $F$  为缩放因子,  $F \in [0, 2]$ 。

#### (3) 交叉操作:

交叉目标矢量个体  $x_j^t$  与变异矢量  $v_i^{t+1}$ , 生成试验个体  $u_{ji}^{t+1}$ , 交叉操作如下:

$$u_{ji}^{t+1} = \begin{cases} v_{ji}^{t+1} & \text{if } (\text{randb}(j) \leq CR \text{ or } j = \text{randr}(i)) \\ x_j^t & \text{if } (\text{randb}(j) > CR \text{ or } j \neq \text{randr}(i)) \end{cases} \quad (15)$$

其中: 随机数  $\text{randb}(j) \in [0, 1]$ ,  $\text{randr}(i) \in \{1, 2, \dots, D\}$ , 交叉因子  $CR \in [0, 1]$ , 经实验验证, 本文取  $CR=0.4$ 。式(15)保证了  $u_{ji}^{t+1}$  中至少有一位由变异矢量  $v_i^{t+1}$  贡献。

#### (4) 选择操作:

子代  $v_i^{t+1}$  由  $u_i^{t+1}$  和  $x_i^t$  根据适应度值采用贪婪策略竞争产生, 选择操作如下:

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} u_i^{t+1} & \text{if } f(u_i^{t+1}) \leq f(x_i^t) \\ x_i^t & \text{if } f(u_i^{t+1}) > f(x_i^t) \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $f(x)$  为适应度函数。

(5) 判断是否满足终止条件, 若不满足, 则转向步骤(2)变异操作, 若满足, 输出全局最优解。

## 3 基于布谷鸟差分优化的 DV-Hop 改进算法

### 3.1 双种群布谷鸟差分算法基本原理

CS 算法引入生物进化论, 且利用 Lévy 飞行随机搜索路径, 在行走过程中短距离探索与偶尔较长距离行走相间进行, 受控参数少, 易实现, 全局搜索能力较强。但由于 Lévy 飞行具有很强的跳跃性, 在搜索后期存在收敛速度慢、收敛精度低等问题, 不利于局部精细搜索。DE 算法收敛速度快, 但过早收敛容易陷入局部最优。

针对 CS 算法和 DE 算法的优缺点, 融合这两种算法的优势, 提出了一种改进的布谷鸟算法——双种群布谷鸟差分算法(Bi-group Cuckoo Differential Algorithm, BCD)。采用双种群结构, 一组用 CS 算法寻优, 一组用 DE 算法寻优。两个种群独立进化, 每次迭代更新后, 选择适应度值最优的一组值作为全局最优值, 直到迭代完成。利用双种群进化维持种群多样性, 有效的平衡了算法全局搜索能力和局部搜索能力, 提高收敛精度的同时加快了收敛速度。为提高搜索精度, 本文同时对 CS 算法中的参数  $p_a$  及 DE 算法中的变异因子  $F$  进行了改进。

贺森等<sup>[18]</sup>通过大量仿真实验指出, 在 CS 算法中, 当  $0.1 < p_a < 0.75$  时, 算法的全局多样性及收敛性较为平衡,  $p_a$  越小, 更新的鸟巢数越多, 全局搜索能力越好,  $p_a$  越大, 更新的鸟巢数越少, 局部搜索能力越好。

本文通过式(17)改进 CS 算法, 对寻优过程中的  $p_a$  进行动态调整, 如下:

$$p_a(k) = p_{a\min} - (p_{a\min} - p_{a\max}) \left( \frac{k}{T_{\max}} \right)^2 \quad (17)$$

其中:  $p_{a\max}=0.75$ ,  $p_{a\min}=0.1$ ,  $k$  为当前迭代次数,  $T_{\max}=3\ 000$  为最大迭代次数。

在 DE 算法中, 变异因子  $F$  由父代个体的随机差分矢量生成, 如式(15)所示, 在 DE 算法后期, 容易陷入局部最优。Kim 等<sup>[19]</sup>将  $F$  修改为  $F = a + b \times \text{rand}$ , 修改后的 DE 比标准的 DE 有效性和鲁棒性更强; Das 等<sup>[20]</sup>推荐了  $F$  的取值范围,  $F \in [0.4, 1.2]$ 。基于以上文章分析, 本文通过式(18)改进 DE 算法中的变异因子  $F$ , 如下:

$$F = F_{\min} + (F_{\max} - F_{\min}) \times \text{rand} \quad (18)$$

其中,  $F_{\max}=1.2$ ,  $F_{\min}=0.4$ , 通过式(18)随机缩放变异因子, 有利于保持种群多样性。

### 3.2 BCD 算法流程

BCD 算法的基本流程如下:

(1) 初始化各参数  $p_{a\max}=0.75$ ,  $p_{a\min}=0.1$ ,  $\alpha=0.01$ ,  $\beta=3/2$ ,  $F_{\max}=1.2$ ,  $F_{\min}=0.4$ ,  $CR=0.4$ ,  $T_{\max}=3\ 000$ , 随机初始化两个种群;

(2) 计算两个种群粒子适应度值  $f(x, y)$ , 分别找到 CS 种群个体极值  $P_{cs}$  和 DE 种群个体极值  $P_{de}$ , 并找到整个种群的群体极值  $G_{best}$ ;

(3) 根据式(8)~(13)及(17)更新 CS 种群, 根据式(14)~(16)及(18)更新 DE 种群, 根据  $f(x, y)$  更新个体极值  $p_{cs}$ ,  $p_{de}$  和群体极值  $G_{best}$ ;

(4) 判断当前迭代次数  $t < T_{max}$ (最大迭代次数) 是否成立, 若成立, 则执行步骤(3), 若不成立, 则输出群体极值位置。

### 3.3 基于布谷鸟差分优化的 DV-Hop 改进算法流程

本文通过式(5)~(7)将 DV-Hop 定位问题转化为优化估算距离  $d_n$  的问题, 通过优化适应度函数式(7)找到未知节点位置的全局最优值。计算过程中采用 CS 种群和 DE 种群双种群结构。两个种群分别独立进化, 每次迭代更新后, 选择适应度值最优的一组值作为全局最优值, 直到迭代完成。

基于布谷鸟差分优化的 DV-Hop(Bi-group Cuckoo Differential algorithm Distance Vector-Hop, BCDDV-Hop) 改进算法流程图如图 1 所示。

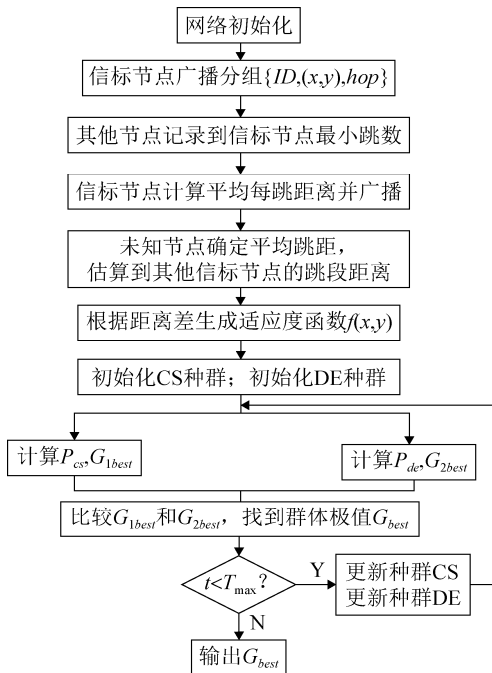


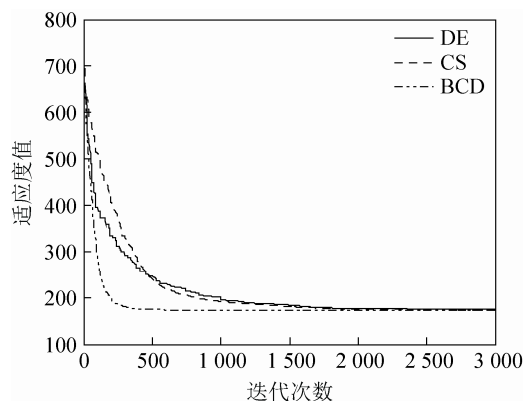
图 1 BCDDV-Hop 算法流程图  
Fig. 1 Flow chart of the BCDDV-Hop algorithm

## 4 仿真实验结果及定位性能分析

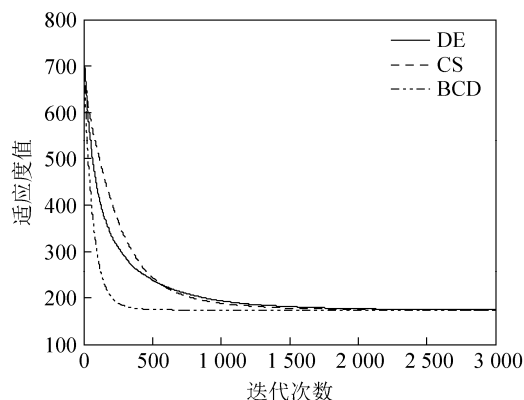
### 4.1 BCD 算法的优化性能分析

为了进一步验证 BCD 算法在求解定位问题的有效性, 在节点部署位置相同的情况下, 将 BCD 算法与 CS 算法、DE 算法分别独立运行 30 次, 3 种算法的迭代曲线如图 2。其中节点总数  $N=100$ , 通信半径  $R=30$  m, 信标节点数为 30。

图 2(a)为 30 次运行中 3 种算法的单个迭代曲线, BCD 算法的迭代曲线随着迭代次数的增加急剧下降, 在 600 次迭代内已经收敛到最优值, 而 DE 与 CS 的收敛速度明显低于 BCD, 更容易陷入局部最优值, 且 CS 算法较 DE 算法在迭代后期更易维持种群的多样性。图 2(b)为 30 次运行的平均迭代曲线, BCD 算法的收敛速度和收敛精度均优于 DE 算法和 CS 算法。



(a) 单次运行迭代曲线



(b) 平均迭代曲线

图 2 DV-Hop 定位算法迭代曲线比较  
Fig. 2 Comparison of DV-Hop localization algorithm iterative curve

## 4.2 信标节点总数变化时的定位性能

图 3 为节点总数  $N=100$ , 通信半径  $R=30$  m, 信标节点比例在 5%~35% 变化时, BCDDV-Hop 算法、布谷鸟改进的 DV-Hop(CSDV-Hop)算法、差分改进的 DV-Hop (DEDV-Hop)算法与 DV-Hop 算法运行 50 次的平均定位误差图。从图 3 可以看出, 在节点总数和通信半径一定时, BCDDV-Hop 算法和 CSDV-Hop 算法、DEDV-Hop 算、DV-Hop 算法的定位误差均随着信标节点数的增多而减小, 且 BCDDV-Hop 算法在任何信标节点比例下均优于其他 3 种算法。BCDDV-Hop 算法的定位误差较 DV-Hop 算法、DEDV-Hop 算法、CSDV-Hop 算法分别平均减小了约 25%、8%、6%。

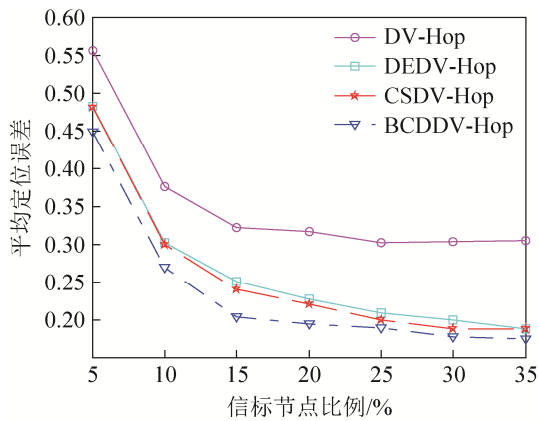


图 3 信标节点比例不同时定位误差图

Fig. 3 Localization error with different Beacon node ratio

## 4.3 通信半径变化时的定位性能

图 4 表示了节点总数  $N=100$ , 信标节点数为 30, 通信半径在 20m~50m 变化时, BCDDV-Hop 算法、CSDV-Hop 算法、DEDV-Hop 算法与 DV-Hop 算法运行 50 次的平均定位误差图。从图 4 可以看出, 在节点总数和信标节点数一定时, BCDDV-Hop 算法和 CSDV-Hop 算法、DEDV-Hop 算、DV-Hop 算法的定位误差均随着通信半径的增多而减小, 且 BCDDV-Hop 算法在任何通信半径下均优于其他 3 种算法。CDDV-Hop 算法的定位误差较 DV-Hop 算法、DEDV-Hop 算法、CSDV-Hop 算法分别平均减小了约 28%、7%、5%。

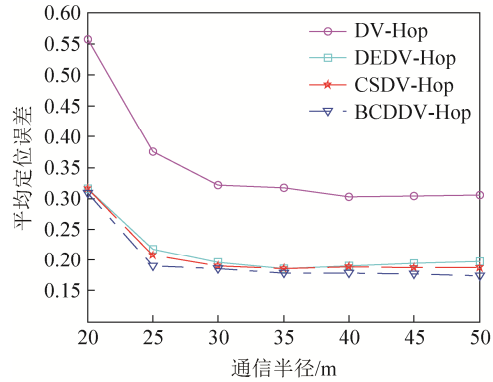


图 4 通信半径不同时定位误差图

Fig. 4 Localization error with different communication radius

## 4.4 节点总数变化时的定位性能

图 5 表示了信标节点数为 30, 通信半径为 30m, 节点总数分别取 60, 80, 100, 120, 140, 160, 180 时, BCDDV-Hop 算法、CSDV-Hop 算法、DEDV-Hop 算法与 DV-Hop 算法运行 50 次的平均定位误差图。从图 5 可以看出, 在信标节点总数和通信半径一定时, BCDDV-Hop 算法和 CSDV-Hop 算法、DEDV-Hop 算、DV-Hop 算法的定位误差均随着节点总数的增多而减小, 且 BCDDV-Hop 算法在任何节点总数时均优于其他 3 种算法。CDDV-Hop 算法的定位误差较 CSDV-Hop 算法、DEDV-Hop 算法、DV-Hop 算法分别平均减小了约 30%、7.6%、4.7%。

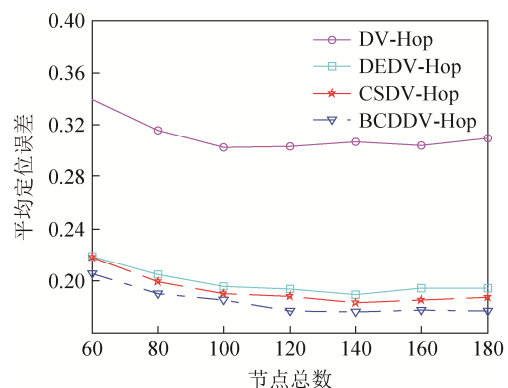


图 5 节点总数不同时定位误差图

Fig. 5 Localization error with different total number of nodes

## 5 结论

本文分析了 DV-Hop 定位算法中传统节点定



位计算方法引起定位误差的原因,提出了一种基于布谷鸟差分优化的 DV-Hop(BCDDV-Hop)改进算法。BCDDV-Hop 将定位问题转化为群体优化问题,利用 CS 算法和 DE 算法进行双种群并行搜索,动态调整 CS 算法中宿主发现入侵者的概率参数,随机缩放 DE 算法中变异因子,维持种群多样性,增强全局搜索能力。仿真实验表明, CDDV-Hop 算法在不增加硬件成本的前提下,能有效提高定位精度。

### 参考文献:

- [1] Chu Y-L, Tzeng J-R, Cheng Y-P, et al. Density-adaptive range-free localization in large-scale sensor networks [C]// 41st International Conference on Parallel Processing Workshops (ICPPW), 2012. USA: IEEE, 2012: 488-495.
- [2] Maung N, Kawai M. Experimental evaluations of RSS threshold-based optimised DV-HOP localisation for wireless ad-hoc networks [J]. Electronics Letters (S1350-911X), 50(17): 1246-1248.
- [3] Gayan S, Dias D. Improved DV-Hop algorithm through anchor position re-estimation [C]// 2014 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile, Bali, Indonesia, 2014. USA: IEEE, 2014: 126-131.
- [4] Niculescu D, Nath B. DV Based Positioning in Ad Hoc Networks [J]. Telecommunication Systems (S1018-4864), 2003, 22(1/4): 267-280.
- [5] 黄艳, 臧传治, 于海斌. 基于改进粒子群优化的无线传感器网络定位算法 [J]. 控制与决策, 2012, 27(1): 156-160. (Huang Y, Zang C, Yu H. Localization method based on modified particle swarm optimization for wireless sensor networks [J]. Control and Decision, 2012, 27(1): 156-160.)
- [6] 林雯, 张烈平, 王守峰. 基于差分进化算法的无线传感器网络节点定位方法研究 [J]. 计算机测量与控制 (S1671-4598), 2013, 21(7): 2023-2026. (Lin W, Zhang L, Wang S. Research on nodes localization method for wireless sensor networks based on differential evolution algorithm [J]. Computer Measurement & Control (S1671-4598), 2013, 21(7): 2023-2026.)
- [7] 刘彦隆, 吕显朋, 王相国. 混合遗传算法在 WSNs 定位中的应用 [J]. 传感器与微系统 2014, 33(2): 150-153. (Liu Y, Lv X, Wang X. Application of hybrid genetic algorithm in WSNs localization [J]. Transducer and Microsystem Technologies. 2014, 33(2): 150-153.)
- [8] 李牧东, 熊伟, 梁青. 基于人工蜂群改进算法的无线传感器网络定位算法 [J]. 传感技术学报, 2013, 26(2): 241-245. (Li M, Xiong W, Liang Q. Wireless Sensor Networks Node Localization Algorithm Based on Improved ABC Algorithm [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2013, 26(2): 241-245.)
- [9] Yang X-S, Deb S. Cuckoo search via Lévy flights [C]// World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009) Coimbatore, India 2009. USA: IEEE, 2009: 210-214.
- [10] Walton S, Hassan O, Morgan K, et al. Modified cuckoo search: A new gradient free optimisation algorithm [J]. Chaos, Solitons & Fractals (S0960-0779), 2011, 44(9): 710-718.
- [11] Yang X-S, Deb S. Engineering optimisation by cuckoo search [J]. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation (S2040-3607), 2010, 1(4): 330-343.
- [12] Rajabioun R. Cuckoo optimization algorithm [J]. Applied Soft Computing (S1568-4946), 2011, 11(8): 5508-5518.
- [13] Mantegna RN. Fast, accurate algorithm for numerical simulation of Lévy stable stochastic processes [J]. Physical Review E (S1539-3755), 1994, 49(5): 4677.
- [14] Yang X-S. Nature-inspired metaheuristic algorithms [M]. UK: Luniver Press, 2010.
- [15] 郑洪清, 周永权. 一种自适应步长布谷鸟搜索算法 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(10): 68-71. (Zheng H, Zhou Y. Self-adaptive step cuckoo search algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(10): 68-71.)
- [16] Storn R, Price K. Differential evolution-a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces [M]. USA: ICSI Berkeley, 1995.
- [17] 乔俊飞, 傅嗣鹏, 韩红桂. 基于混合变异策略的改进差分进化算法及函数优化 [J]. 控制工程, 2013, 20(5): 943-947. (Qiao J, Fu S, Han H. A Modified Differential Evolution Algorithm Based on Hybrid Mutation Strategy for Function Optimization [J]. Control Engineering of China (S1671-7848), 2013, 20(5): 943-947.)
- [18] 贺淼, 阮奇, 郑晓桂, 等. 自适应布谷鸟搜索算法 [J]. 计算机与应用化学, 2014, 31(8): 961-968. (He M, Ruan Q, Zheng X, et al. Adaptive cuckoo search algorithm [J]. Computers and Applied Chemistry, 2014, 31(8): 961-968.)
- [19] Kim H-K, Chong J-K, Park K-Y, et al. Differential evolution strategy for constrained global optimization and application to practical engineering problems [J]. IEEE Transactions on Magnetics (S0018-9464), 2007, 43(4): 1565-1568.
- [20] Das S, Suganthan P N. Differential evolution: a survey of the state-of-the-art [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation (S1089-778X), 2011, 15(1): 4-31.