



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 改进的粒子群蒙特卡洛WSN节点定位算法

王灵娇, 方凯鹏, 郭华

引用本文

王灵娇, 方凯鹏, 郭华. [改进的粒子群蒙特卡洛WSN节点定位算法](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 210900156-5.

WANG Ling-jiao, FANG Kai-peng, GUO Hua. [Improved Particle Swarm Monte Carlo WSN Node Location Algorithm](#) [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 210900156-5.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

**Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)**

### [传感器唤醒机制下的智能干扰源定位方法](#)

Intelligent Jammers Localization Scheme Under Sensor Sleep-Wakeup Mechanism  
计算机科学, 2022, 49(11A): 211000165-6. <https://doi.org/10.11896/jsjx.211000165>

### [改进灰狼算法的无线传感器网络覆盖优化](#)

Coverage Optimization of WSN Based on Improved Grey Wolf Optimizer  
计算机科学, 2022, 49(6A): 628-631. <https://doi.org/10.11896/jsjx.210500037>

### [基于多种改进策略的改进麻雀搜索算法](#)

Improved Sparrow Search Algorithm Based on A Variety of Improved Strategies  
计算机科学, 2022, 49(6A): 217-222. <https://doi.org/10.11896/jsjx.210700032>

### [基于金字塔演化策略的彩色图像多阈值分割](#)

Multi-threshold Segmentation for Color Image Based on Pyramid Evolution Strategy  
计算机科学, 2022, 49(6): 231-237. <https://doi.org/10.11896/jsjx.210300096>

### [基于5G毫米波通信的高速公路车联网任务卸载算法研究](#)

Study on Task Offloading Algorithm for Internet of Vehicles on Highway Based on 5G MillimeterWave Communication  
计算机科学, 2022, 49(6): 25-31. <https://doi.org/10.11896/jsjx.211100198>

# 改进的粒子群蒙特卡洛 WSN 节点定位算法

王灵矫 方凯鹏 郭华

湘潭大学信息工程学院 湖南湘潭 411105

湘潭大学智能计算与信息处理教育部重点实验室 湖南湘潭 411105

(xtu\_wlj@126.com)

**摘要** 无线传感器网络是由监测范围内的节点构成而且能够相互通信的自组织网络。针对传统粒子群蒙特卡洛算法存在定位时间长、定位精度低的问题,提出了一种改进的粒子群蒙特卡洛定位算法(IPSOMCL)。利用蒙特卡洛算法获取待定位节点的估计坐标,通过粒子群算法修正估计距离与测量距离的误差。在改进过滤阶段,提取锚节点信息的跳数得到一个精度更高的采样区域代替传统算法通过通信半径确定采样区域的方式进行过滤。引入交叉变异使算法能够跳出局部最优解并找到更加准确的位置坐标节点,提高定位的效率和定位精度。

**关键词:** 无线传感器网络;蒙特卡洛算法;粒子群算法;环形采样;交叉变异

**中图分类号** TP393

## Improved Particle Swarm Monte Carlo WSN Node Location Algorithm

WANG Ling-jiao, FANG Kai-peng and GUO Hua

School of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China

Key Laboratory of Intelligent Computing & Information Processing of Ministry of Education, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China

**Abstract** Wireless sensor network (WSN) is a self-organizing network that is composed of nodes within the monitoring range and can communicate with each other. In view of the long location time and low location accuracy of the traditional particle swarm Monte Carlo algorithm, an improved particle swarm Monte Carlo positioning algorithm is proposed. (IPSOMCL). The Monte Carlo algorithm is used to obtain the estimated coordinates of the node to be located, and the particle swarm algorithm is used to correct the error between the estimated distance and the measured distance. To improve the filtering stage, extracting the number of hops of anchor node information to obtain a more accurate sampling area instead of the traditional algorithm to determine the sampling area through the communication radius to filter. The introduction of cross mutation enables the algorithm to jump out of the local optimal solution and find a more accurate position coordinate node, which improves the efficiency and accuracy of positioning.

**Keywords** Wireless sensor network, Monte Carlo algorithm, Particle swarm algorithm, Circular sampling, Cross mutation

无线传感器网络 WSN 是由随机散布在检测网络范围内的许多未知或者已知节点组成的。传感器节点收集信息,汇聚节点接收信息后打包传输至管理节点,处理信息可得到有关节点的位置信息。业界研究 WSN<sup>[1-3]</sup> 定位的关注点在于网络节点的覆盖、节点定位精度和网络通信成本等。根据是否需要测量距离可将 WSN 算法分为基于测距的算法<sup>[4]</sup> 和无需测距的算法<sup>[5]</sup>,前者通过测量未知节点与锚节点之间的角度或者距离进行定位;后者利用网络的连通性,估计出未知节点的位置。上述算法在静态 WSN 里效果良好,但未考虑节点的移动性。静态定位算法可以频繁更新定位过程以定位移动传感器网络的未知节点的位置,但是通信开销大,定位不稳定,微小的数值变化将严重影响定位精度。因此,如何准确定位移动节点的位置是移动传感器网络的研究热点。

蒙特卡洛算法兴起于机器人定位领域, Hu 等<sup>[6]</sup> 在 2004 年尝试将 MCL (Monte Carlo Localization) 算法运用到移动节点定位。因为该算法结构较为简单,抗干扰性强,实用性高,

业界仍在研究。针对 MCL 算法采样效率比较低的问题,文献[7]提出了一种改进的 RAMCL 算法。根据移动节点的连续性,对未知节点到达的区域进行预估,并构建似然密度分布区域,将目标节点赋予对应的权值。文献[8]提出了一种多跳蒙特卡洛算法,将 Dv-Hop 算法与 MCL 算法结合,利用测距信息使得锚节点密度较稀疏时也能获得较好的定位精度。文献[9]提出了 IMCL 算法,该算法利用未知节点获得锚节点以及邻居节点的坐标,通过在最后时刻采集的节点信息重新进行采集,过滤以及预测节点坐标,极大地优化了样本集,但是整个网络的生命周期很短,通信开销过大。文献[10]提出了一种改进的基于最小二乘拟合的蒙特卡洛定位 (LSFMCL) 算法,通过优化采样空间,采用最小二乘法拟合节点运动轨迹,预测位置,获得了最佳采样范围,引入预测位置权值赋给采样节点坐标不同的样本权重,计算未知节点的位置。

针对 MCL 及其相关算法对锚节点的定位时间长、网络适应性差等问题,本文提出将粒子群算法与蒙特卡洛算法

结合,在估计节点位置阶段进行交叉变异,提高节点定位精度;在算法过滤阶段,未知节点观测一跳、二跳锚节点的信息,将观测到的跳数信息构造成一个圆环采样区域进行过滤,提高采样效率,优化采样样本。

## 1 粒子群蒙特卡洛算法介绍

### 1.1 蒙特卡洛传统算法

蒙特卡洛<sup>[11-13]</sup>的思想是以粒子滤波为基础,采用随机模拟方法,以概率和数理统计理论方式为计算方式,利用随机数解决许多计算问题的算法。通常先描述或者构建概率过程,将不具有随机性质的模型转化为随机性质的问题,并从已知概率中进行分布抽样,对模拟实验的结果进行登记和检验,从而获得问题的解。

将蒙特卡洛算法应用于无线传感器网络定位的核心原理是相同的,即将未知节点的位置通过一组赋有权值的样本集来表示,通过已知位置信息的样本集(即锚节点样本集)预测未知节点位置的概率密度分布。

MCL算法<sup>[14]</sup>的步骤主要分为以下5步:

(1)初始化节点位置。

(2)状态转移方程通过接收到的锚节点观测信息和节点运动轨迹进行位置预测,状态转移方程  $p(l|l_{t-1})$  表示如下:

$$p(l|l_{t-1}) = \begin{cases} \frac{1}{\pi v_{\max}^2}, & d(l_{t-1}, l) < v_{\max} \\ 0, & d(l_{t-1}, l) > v_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $p(l|l_{t-1})$  表示通过前一时刻节点的位置预测当前时刻节点所在位置的概率大小,  $d(l_t, l_{t-1})$  为点  $l_t$  与  $l_{t-1}$  之间的欧几里得距离。

(3)根据设定的过滤条件对采样粒子进行过滤,采集符合条件的样本点。

(4)样本个数未达到要求时进行重采样,得到需要的样本数。

(5)将剩余的样本进行计算以获得样本的位置。

### 1.2 粒子群算法

粒子群算法<sup>[15-17]</sup>可行解的表示方式是群体里的每个微粒  $i$  在  $D$  维空间里有一个位置向量和速度向量,适应度值用于判断微粒目标函数值的优劣。在不断的迭代过程中,群体中的粒子跟随两个极值运动,局部最优解为微粒在当前时刻所搜寻到的最优位置,而全局最优解则是群体所有粒子在当前时刻能够找到的最优位置。当确定了粒子的个体极值和全局极值后,粒子就可以根据上一时刻的位置和速度更新当前时刻的位置与速度信息,如下式所示:

$$V_i(t+1) = V_i(t) + c_1 * r_1 (pBest_i - X_i(t)) + c_2 * r_2 (gBest_i - X_i(t)) \quad (2)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (3)$$

其中,群体的粒子总数为  $n$ ,  $i=1,2,\dots,n$ ,迭代次数为  $t$ ,  $c_1$  与  $c_2$  是群体学习因子,  $c_1=c_2=2$ ,  $r_1$  和  $r_2$  取区间  $(0,1)$  之间的随机数。节点通过式(2)和式(3)不断地搜索最优解,达到误差精度的指定范围,或者达到设定的迭代次数。

### 1.3 粒子群蒙特卡洛算法

粒子群蒙特卡洛算法利用动态节点的移动速度获得节点的位置坐标,假设  $X$  为某一节点,  $X_t(x_t, y_t)$  表示在  $t$  时刻的位置,  $v_t$  表示  $t$  时刻的速度,  $\alpha$  表示节点的方向角,节点的运动

模型公式如式(4)所示:

$$\begin{cases} X_t = X_{t-1} + \Delta t * v_{t-1} \begin{bmatrix} \cos \alpha_{t-1} \\ \sin \alpha_{t-1} \end{bmatrix} \\ v_t = \omega * v_{t-1} + C_1 * rand \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\omega$  和  $C_1$  分别为惯性权重和加速因子,  $rand$  为  $(0,1)$  区间的随机数。假设在每个  $\Delta t$  内动态节点的速度都是一致的。合理地修改  $\omega$  与  $C_1$  的值可以使模型与现实场景更加适配,例如:当节点前一时刻的移动速度对下一时刻的移动速度影响较大时,可以将  $\omega$  值设置为较大的值;某些实际场景的节点运动并不存在特定的规律,因此可以把加速因子的值设置得更大一些。

## 2 改进算法——IPSOMCL 算法

在传统粒子群蒙特卡洛算法中,节点移动速度增加,采样区域随之逐渐扩大,定位误差增加,采样效率降低。改进算法 IPSOMCL 的思路是:1)在过滤阶段采用固定跳数信息替代传统通信半径构建滤波条件,解决后者鲁棒性不强的问题;2)在算法的迭代修正过程加入交叉变异,提高粒子的多样性,避免结果陷入局部优化,使误差增大。

### 2.1 IPSOMCL 算法的适应值函数

IPSOMCL 算法中,假设第  $i$  个节点在时刻  $t$  的坐标为  $X_i(x_i, y_i)$ ,利用适应值函数修正移动节点的位置,未知节点的位置信息包含在修正函数内,则可通过函数的最小值获得未知节点的最佳位置。假设网络的通信区域覆盖  $m$  个节点,节点坐标为  $B_j = (x_j, y_j)$ ,  $j=1,2,\dots,m$ 。则移动节点  $i$  与锚节点  $j$  在  $t$  时刻的估计距离  $D_{ij}$  为:

$$D_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (5)$$

另外,未知移动节点  $i$  到锚节点  $j$  在  $t$  时刻的测量距离  $L_{ij}$  可通过 TOA 方式获得,则适应值函数如式(6)所示:

$$f(x, y) = |D_{ij} - L_{ij}| \quad (6)$$

算法的适应值函数最小值就是移动节点坐标的最优解,由此可获未知节点的准确定位效果。

### 2.2 观测锚节点信息构建采样区域过滤

过滤阶段,未知节点不断更新观测到的信息,提取观测信息的一跳、二跳锚节点信息,构建更加精确的采样样本过滤区域。 $P$  点表示未知节点的估计坐标,定位过程观测到的一跳、二跳锚节点的坐标信息为  $A, B, C, A, B, C$  和节点  $p$  的欧氏距离分别为环形过滤区域的参考半径用  $A, B, C$  和节点  $p$  的欧氏距离即  $r_{s_1}, r_{s_2}, r_{s_3}$  来表示,如图1所示。 $A$  点以自身为圆心,  $M * r_{s_1}$  和  $N * r_{s_2}$  分别作为环形采样区域的内外环半径,则确定一个环形的采样过滤区域,  $M$  和  $N$  为参数因子;  $B$  和  $C$  两点采用相同的方法确定采样区域。未知节点的预测坐标位于采样区域之外就会被过滤,如图1的阴影部分。

想要环形采样区域准确地覆盖未知节点的坐标,需要选择合适的参数因子,过大或过小将导致采样效率降低或环形区域无法覆盖节点位置坐标,估计的坐标距离会出现偏差。误差在区域内是等概率的,参数因子  $M$  和  $N$  的值分别为  $1+\alpha$  和  $1-\alpha$ ,  $\alpha \in (1,0)$ ,环形区域的内外环半径等比例缩小或者放大,能够使采样区域尽可能获得未知节点的位置,提高采样效率和定位精度。

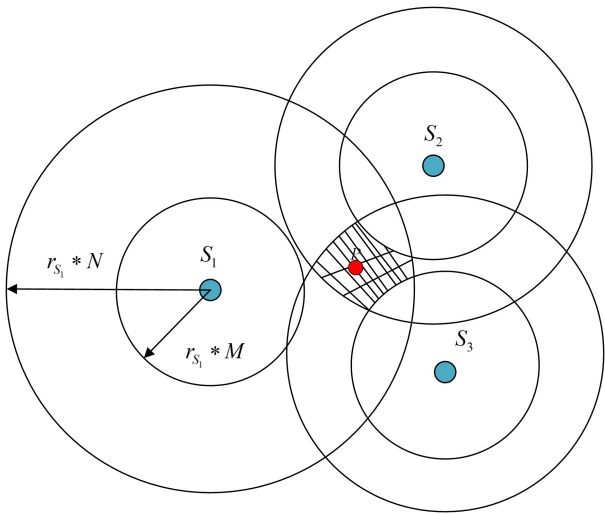


图 1 锚节点构造的采样区域

Fig. 1 Sampling area constructed by anchor nodes

### 2.3 基于交叉变异遗传的粒子更新

基于交叉变异的遗传算法原理如图 2 所示。交叉和变异操作允许子代粒子继承父粒子的优势,如果两个父粒子落入两个相异的局部最优解,产生的子代可以摆脱最优解,可得到相同数目的父粒子和子代粒子。通过性能比较,若子代粒子的定位性能高,则替换母粒子,得到更好的新种群。

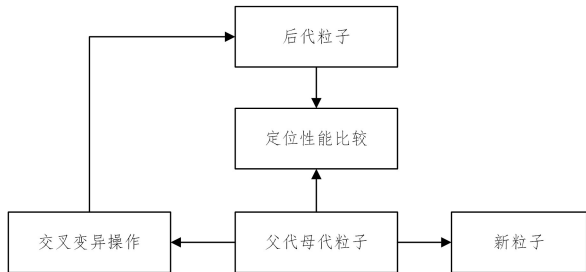


图 2 交叉变异遗传算法原理

Fig. 2 Principle of cross-mutation genetic algorithm

改进策略的两个基本要点为,首先,在保证定位精度的前提下,定位算法简单;其次,提供位置服务的时间相对较短。混合粒子群算法的改进方法如下:

将粒子浓度函数  $gath(k)$  和粒子平滑函数  $smth(k)$  定义为:

$$gath(k) = \frac{|gBest(k)| + C}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |pBest(i, k)| + C} \quad (7)$$

$$smth(k) = \frac{|gBest(k)| + C}{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S |gBest(k-i)| + C} \quad (8)$$

其中,  $M, S$  和  $C$  分别为总体数量、平稳秩序和常数;  $gBest$  和  $pBest$  分别为全局极值和个体极值。

当  $gath(k)$  趋于 1 时,大量粒子在  $T$  时刻集中在一起,交叉操作意义不大;当  $smth(k)$  趋于 1 时,表示粒子速度在  $T$  时刻趋于 0,可以得到局部最优解,应该进行突变操作。迭代开始时进行交叉操作,禁止变异操作;迭代结束时进行变异操作,无需交叉操作。

为了加快收敛速度,提高交叉效果,交叉过程引入了排队机制。为了在交叉操作中获得更好的子代,对所有粒子的适应度值排队,通过交叉概率选择自适应粒子作为父粒子,如图 3 所示。

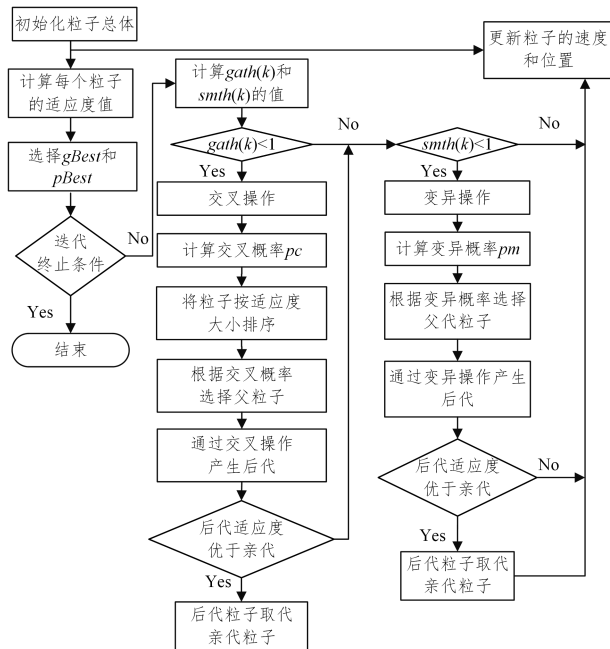


图 3 交叉变异过程流程图

Fig. 3 Flowchart of cross mutation process

### 2.4 改进算法的步骤

步骤 1 对粒子群进行初始化,利用式(4)的运动模型对粒子的速度和位置初始化。

步骤 2 利用 MCL 算法求得移动节点的估计坐标。

(1)所有锚节点向全网广播自身的坐标。

(2)位置预测:根据在  $t-1$  时刻节点位置分布  $S_{t-1}$  与相应的转移方程  $p(s_t | s_{t-1})$  求得在  $t$  时刻节点的位置分布  $S_t$ ,再通过观测方程  $P(s_t | o_t)$  以及过滤条件来过滤样本集,得到符合要求的数据,且样本数需达到  $N$  为止。不断重复这一过程,直到得到所有锚节点的数据。

(3)根据未知节点得到的一跳、二跳锚节点信息,构建一个样本过滤区域对样本进行过滤。

(4)如果样本集的个数小于  $N$ ,则必须进行重采样,即重复步骤(2)的操作,当样本集的个数为  $N$  时停止。

(5)对  $N$  个样本点加权求平均值,作为  $t$  时刻移动节点的估计坐标,并更新节点的坐标。

步骤 3 通过 MCL 算法求得节点间距和节点测量间距差值的绝对值,并构造位置修正函数,即 PSO 算法的节点适应值函数。

步骤 4 更新群体及每个微粒的最优适应值和当前最优位置,降低定位误差求出最优解。

步骤 5 启动迭代并执行交叉操作,采用排队机制,禁止变异操作;迭代完成后,采用变异操作,禁止交叉操作。

步骤 6 如果满足迭代次数或误差要求,群体当前最优位置就被视为未知移动节点位置;否则,跳转到步骤 4。

## 3 实验结果与分析

利用 Matlab 软件进行仿真实验,验证改进算法的定位精度和可行性。仿真场景设置如图 4 所示,在一个  $200\text{ m} \times 200\text{ m}$  的矩形区域内随机放置 20 个锚节点和 200 个未知节点。锚节点和未知节点的通信半径都设置为 50 m,所有节点的移动服从随机路点移动模型且最大移动速度为  $v_{\max}$ 。经过测试之后,

发现当  $\alpha$  取 0.3 时, 算法的误差较小, 因此设定  $\alpha=0.3$ 。锚节点具有判断和测距通信范围内是否有其他节点的能力。

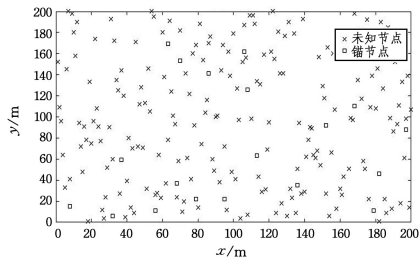


图 4 节点分布示意图

Fig. 4 Schematic diagram of node distribution

### 3.1 锚节点个数对定位误差的影响

锚节点是已知位置信息的节点, 改变锚节点的数量会影响定位误差, 设置锚节点的个数为每次增加 2 个。从图 5 中可以看出, 在同等条件下, 锚节点数量越多, 能够接收到的位置信息和观测信息也越多, 定位的精度也更高。IPSO MCL 算法在过滤阶段通过一跳、二跳锚节点的观测信息构造采样区域, 锚节点数量增加使得定位误差明显下降。在锚节点数量相同的情况下, 改进算法比其他两种算法定位误差更低, 说明其性能更优。

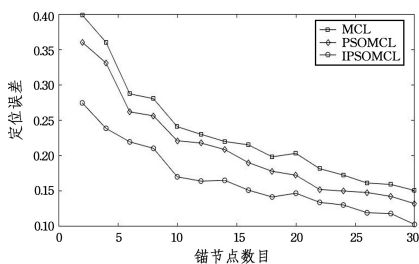


图 5 锚节点数目对定位误差的影响

Fig. 5 Influence of the number of anchor nodes on the location error

### 3.2 最大移动速度 $V_{max}$ 对定位精度的影响

节点的最大速度也是采样区域的半径, 它影响算法的定位精度。由图 6 可知,  $V_{max}$  的增加使得采样区域扩大, 导致采样难度增加, 定位精度会降低, 因此 3 种算法的定位误差也随之增大。IPSO MCL 算法利用构造的采样区域来缩小采样范围, 且交叉变异算法使得节点能够跳出局部优化, 所以改进算法比 MCL 算法的定位误差降低了约 20%, 有效降低了定位误差。

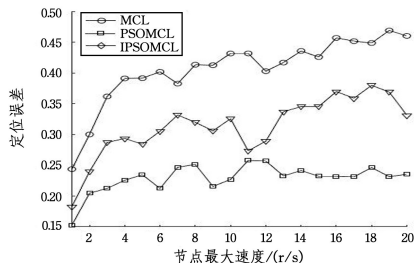


图 6 节点最大移动速度对定位误差的影响

Fig. 6 Influence of the maximum moving speed of a node on the location error

### 3.3 节点速度对采样次数的影响

由图 7 可知节点速度与采样次数的关系, 节点的速度决定了采样区域的半径, 节点速度增加, 采样区域半径随之

增加, MCL 算法采样的成功率就会降低, 因此, 增加采样的次数很有必要。改进的 IPSOMCL 算法采用了交叉变异遗传算法, 使节点能够快速跳出局部最优解, 获得样本的最优值, 有效降低迭代次数, 构建采样区域可以减少采样次数, 其性能优于 MCL 算法和 PSOMCL 算法。

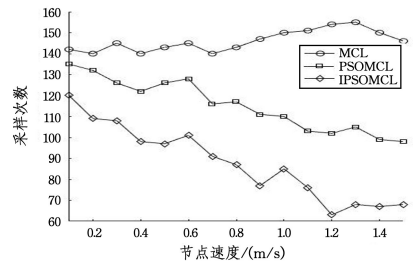


图 7 节点速度对采样次数的影响

Fig. 7 Effect of node speed on the number of samples

### 3.4 无效定位节点个数比较

当定位节点误差大于某一个值  $\beta$  时, 则认定定位结果是无法信任的, 反之, 节点定位结果则被认为是有效的, 所以有效定位节点数反映出了定位算法的性能优劣。无效定位节点越多, 则算法定位误差越大, 鲁棒性越差, 反之算法的性能越好。

图 8 给出 3 个算法在 30 次仿真结果中无效定位节点的个数,  $\beta=0.5$ 。IPSO MCL 算法的无效定位节点个数最少, 无效定位节点平均数为 2.63, 明显少于 MCL 算法的 10.63 和 PSOMCL 算法的 7.5, IPSOMCL 算法的性能最优。

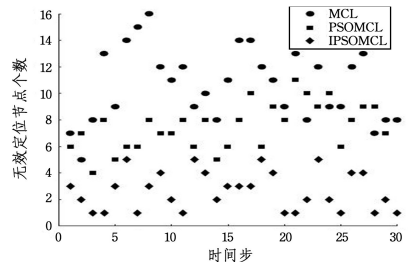


图 8 3 种算法的无效定位节点数

Fig. 8 Number of invalid location nodes of the three algorithms

**结束语** 针对传统 MCL 和 PSOMCL 两种算法的定位精度不高、采样效率低等缺点, 提出了一种改进定位算法——IPSO MCL 算法。改进算法在 PSOMCL 算法的过滤阶段舍弃了传统的滤波方式, 采用提取一跳、二跳锚节点的观测信息构造采样区域进行滤波, 使用交叉变异遗传算法使得定位坐标向样本最优位置逼近, 优化算法的样本集, 提高算法的精确度。仿真实验结果显示, IPSOMCL 算法的定位误差在锚节点数量较多以及节点最大移动速度较大时, 性能提高最明显, 定位精度较其他两种算法有明显提高, 采样次数也少于 MCL 和 PSOMCL 两种算法。有效定位节点个数的增加说明 IPSOMCL 算法的网络覆盖率更高。改进算法的交叉变异过程能够有效避免节点陷入局部优化, 大幅度提高了采样效率。该算法不需要其他硬件条件的支持, 具有一定的经济性和可行性。

## 参考文献

- [1] WANG Y, PENG Y, CHEN L, et al. WSN Node Coverage Optimization Algorithm Based on Global and Neighborhood Difference DE[J]. China Communications, 2022, 19(3): 215-229.

- [2] YANG X, LIU J, YAN F. Rank Sequence Localization Algorithm in WSN Based on Voronoi Diagram[J]. *Computer Engineering*, 2014(7):43-46.
- [3] SARI A, CAGLAR E. Load Balancing Algorithms and Protocols to Enhance Quality of Service and Performance in Data of WSN [J]. *Security and Resilience in Intelligent Data-Centric Systems and Communication Networks*, 2018(10):143-178.
- [4] WANG L M. Survey of Localization Algorithms in Wireless Sensor Networks [J]. *Computer Generation*, 2020(7):1-3.
- [5] LIU S Y, HU Y J, ZHANG C H. Improved DV? Hop localization method based on RSSI[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(10):1900-1904.
- [6] HU L, EVANS D. Localization for mobile sensor networks [C]// *International Conference on Mobile Computing & Networking*. Philadelphia, PA, USA, 2004.
- [7] FAN S P, WEN Y J, ZHOU L. An Enhanced Monte Carlo Localization Algorithm for Mobile Node in Wireless Sensor Networks[J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2013, 401/402/403:1800-1804.
- [8] ZHAO H, CUI M, MINGDONG L I, et al. Node localization based on improved flooding broadcast and particle filtering in wireless sensor network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2016, 36(10):2659-2663.
- [9] ZHENG J G, CHEN L, CHEN B. Wireless Sensor Network Node Localization based on IMCL algorithm [J]. *Electronic Product World*, 2015, 22(12):37-40.
- [10] TAN Z, LIANG L. Research on Monte Carlo Mobile Positioning Algorithm Based on least Squares Fitting [J]. *Modern Electronic Technology*, 2018, 41(15):6-22.
- [11] SUN Y. A Comparative Study on the Monte Carlo Localization and the Odometry Localization [C]// *2022 IEEE International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA)*. 2022:1074-1077.
- [12] BOCHEM A, ZHANG H. Robustness Enhanced Sensor Assisted Monte Carlo Localization for Wireless Sensor Networks and the Internet of Things[J]. *IEEE Access*, 2022, 10:33408-33420.
- [13] WASISTO I, ISTIQOMAHN, TRISNAWAN IKN, et al. Implementation of Mobile Sensor Navigation System Based on Adaptive Monte Carlo Localization [C]// *2019 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA)*. Tangerang, Indonesia, 2019:187-192.
- [14] ZHANG Q M, ZHANG Y. Research on Monte Carlo Localization Algorithm in Wireless Sensor Networks [J]. *Computer Science*, 2018, 45(12):77-80.
- [15] LIU W, SHI C, ZHU H, et al. Wireless Sensor Network Node Localization Algorithm Based on PSO-MA [J]. *Journal of Web Engineering*, 2021, 20(4):1137-1154.
- [16] AZAD J, KANWAR V, KUMARA. Effect of Network Topologies on Localization using DV-Hop based PSO Algorithm [C]// *2021 5th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)*. Tirunelveli, India, 2021:40-45.
- [17] HAO Z, LI X, DING Y. An improved PSO algorithm for node localization in indoor long-narrow confined space [C]// *2018 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. Wuhan, China, 2018:1841-1846.



**WANG Ling-jiao**, born in 1971, Ph. D., associate professor. His main research interests include theory and technology of next generation networks.



**FANG Kai-peng**, born in 1997, post-graduate. His main research interests include localization algorithms for wireless sensor networks and so on.