

## 无线传感器网络分布式迭代定位误差控制算法

汪 晗<sup>\*①②</sup> 成昂轩<sup>③</sup> 王 坤<sup>①</sup> 宋树伟<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(解放军陆军工程大学 南京 210007)

<sup>②</sup>(解放军 94860 部队 南京 210018)

<sup>③</sup>(东部战区空军信息化处 南京 210018)

**摘 要:** 针对无线传感器网络分布式迭代定位中误差的传播和累积问题, 该文首先分析了锚节点几何形状对定位误差的影响, 提出了基于几何精度因子的误差控制算法, 巧妙设计了加权策略, 将锚节点几何形状对定位精度的影响以权值的形式定量体现在迭代定位过程中, 在每一轮迭代中有效控制了误差的传递, 进而提高了整个网络的分布式定位精度。与传统的最小二乘定位算法和基于轮数的误差控制算法进行了仿真比较, 结果表明, 基于几何精度因子的误差控制算法定位性能最优, 网络定位精度分别提高了 25% 和 15%。

**关键词:** 无线传感器网络; 分布式定位; 误差控制; 几何精度因子

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)01-0072-07

DOI: 10.11999/JEIT170344

## Error Control Algorithm of Distributed Localization in Wireless Sensor Networks

WANG Han<sup>①②</sup> CHENG Angxuan<sup>③</sup> WANG Kun<sup>①</sup> SONG Shuwei<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(PLA Army Engineering University, Nanjing 210007, China)

<sup>②</sup>(94860 PLA Troops, Nanjing 210018, China)

<sup>③</sup>(Information Office of Eastern Theater Air Force Command, Nanjing 210018, China)

**Abstract:** To solve the problem of error propagation and accumulation in distributed multihop iterative localization process in wireless sensor networks, the localization error influence of anchor geometry is firstly analyzed and an error control algorithm based on Geometric Dilution Of Precision (GDOP) is proposed. By designing a delicate weighting scheme, the error magnification effect of geometry is quantitatively involved in terms of weight which effectively control error propagation in every iterative step and improve distributed localization accuracy of the whole network. The performance evaluation shows that, compared with classic iterative localization algorithm based on least squared estimation and another weighted algorithm based on iterative round, localization precision of GDOP weighted algorithm is improved by 25% and 15% respectively.

**Key words:** Wireless Sensor Network (WSN); Distributed localization; Error control; Geometric Dilution of Precision (GDOP)

### 1 引言

在无线传感器网络应用中, 微型传感器节点监测、感知和采集的各种环境或对象信息只有与特定的节点位置相结合才能为相关应用提供有效的决策支持<sup>[1]</sup>。无线传感器网络定位算法根据实现方式, 可以分为集中式和分布式<sup>[2-5]</sup>, 分布式算法通常采用迭代的方式进行定位, 即与锚节点直接相邻的待定

位节点利用三边或多边定位算法计算出自身位置后, 升级为锚节点, 进而参与下一轮邻居节点的定位, 具有计算简单易行、通信量小、定位开销小、扩展性好的优势。然而在该定位过程中, 随着锚节点位置信息的迭代传递, 位置估计的误差会不断累积和传播, 因此在迭代过程中如何有效控制定位误差的传递、提高分布式定位精度是一个重要问题。

在分布式迭代定位中, 传统的最小二乘估计在构造目标函数  $F$  时, 将不同锚节点对应的残差视为同等地位, 当锚节点的估计位置存在误差时缺乏鲁棒性, 待定位节点的估计位置将倾向于满足残差大的锚节点约束, 收敛于更偏离真实的位置。因此,

收稿日期: 2017-04-18; 改回日期: 2017-09-19; 网络出版: 2017-11-01

\*通信作者: 汪晗 wanganxuzhou@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61273047, 61573376)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61273047, 61573376)

有必要对锚节点的可信程度进行区分，并在目标函数  $F$  中设置不同的权重，进而提高节点的定位精度。

目前已有一些误差控制方法，例如文献[6,7]提出了迭代最小二乘 ILS 算法，基于最小二乘计算各升级锚节点的置信度，然而该置信度在位置解算过程中未加以利用，且随着迭代轮数的增加，ILS 的选锚准则将失效；文献[8]指出传统的三边定位算法，当锚节点几何形状差时，会造成节点估计位置的翻转不确定性，据此提出了鲁棒定位算法；文献[9]为了降低升级锚节点位置的不确定性，提出了先定位邻居锚节点数多的节点、后定位邻居锚节点数少的节点的启发式方法；文献[10]在二次求精过程中，根据是否为初始锚节点给节点赋予不同的权重；文献[11]通过推导定位精度克拉美罗界(CRB)，分析了协作式定位中定位性能的影响因素；文献[12]引入补偿因子来提高距离估计的精度。这些工作都试图定性描述升级锚节点的定位误差，但没有定量考虑锚节点几何形状对定位误差的乘性影响，对误差的控制有限、效果不佳，不能系统完整解决分布式定位中的误差失控、传递现象，定位精度仍有较大的提高空间。

本文充分考虑了锚节点几何形状对测距误差的放大作用，首先通过理论推导出锚节点几何形状对定位误差的乘性影响，该影响可用几何精度因子(Geometric Dilution Of Precision, GDOP)定量描述；并以仿真实例指出了在多跳分布式迭代定位中，由几何精度导致的误差急剧累积放大现象；最后提出了基于 GDOP 的锚节点加权策略，通过合理设置权值来限制定位误差在迭代过程中的传播，提高整个网络的分布式定位精度。

性能评估表明，基于 GDOP 的加权分布式定位算法仅使用直接邻居范围内的测距信息，具有简单直观、容易实施的优点，在不增大任何通信开销的情况下，使用少量的计算开销，较大程度地提高了网络节点的定位精度。与经典的基于最小二乘的分布式迭代定位算法和基于轮数的误差控制算法相比较而言，网络节点的定位均方根误差 RMS 分别降低了 25% 和 15%，具有最高的定位精度。

## 2 几何精度的影响

考虑 2 维空间中单个目标节点的定位问题，称位置已知的参考节点为锚节点， $M$  个锚节点与单个目标节点构成的形状称为一个几何排列  $\Psi$ 。 $M$  个锚节点的位置表示为  $\mathbf{q}_i \in \mathbb{R}^D$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$ ，目标节点  $O$  的位置表示为  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^D$ ，第  $i$  个锚节点与目标节点  $O$  之间的距离  $d_i(\mathbf{p}) = \|\mathbf{p} - \mathbf{q}_i\|$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$ ，见图 1。

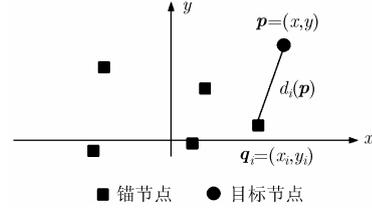


图 1 定位示意图

假设距离测量值  $d_i(\mathbf{p})$  的误差  $\sigma$  服从均值为零的高斯分布，并且  $\sigma$  的协方差矩阵  $\mathbf{C}$  满秩。

目标节点  $O$  的定位误差 CRLB 界<sup>[13]</sup>可表示为

$$\sigma_{\text{CRLB}} = \sqrt{\text{tr}(\mathbf{J}^{-1})} = \sqrt{\text{tr}[(\mathbf{G}\mathbf{C}^{-1}\mathbf{G}^T)^{-1}]} \quad (1)$$

其中，

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{G} &= \nabla \mathbf{d}^T = [\mathbf{g}_1 \ \mathbf{g}_2 \ \dots \ \mathbf{g}_M] \\ \mathbf{g}_i &= \nabla d_i(\mathbf{p}) = \frac{\mathbf{p} - \mathbf{q}_i}{\|\mathbf{p} - \mathbf{q}_i\|}, \quad i = 1, 2, \dots, M \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

几何精度因子(Geometric Dilution Of Precision, GDOP)来自于卫星几何学，表征了锚节点和目标节点的几何排列  $\Psi$  对定位误差界的影响，当测量误差  $\sigma$  服从均值为零的独立同高斯分布  $N(0, \sigma_m^2)$  时， $\sigma$  的协方差矩阵  $\mathbf{C}$  具有式(3)的形式：

$$\mathbf{C} = \sigma_m^2 \mathbf{I}_{M \times M} \quad (3)$$

进而 GDOP 可表示为<sup>[14]</sup>

$$\text{GDOP} = \sigma_p / \sigma_m = \sqrt{\text{tr}[(\mathbf{G}\mathbf{G}^T)^{-1}]} \quad (4)$$

其中， $\sigma_p$  和  $\sigma_m$  分别表示位置估计和距离测量的均方根(Root Mean Square, RMS)误差。

由式(4)可知，GDOP 仅由矩阵  $\mathbf{G}$  决定， $\mathbf{G}$  由几何排列  $\Psi$  决定，因此 GDOP 表征了在定位过程中存在测量误差时，几何排列对测量误差的放大作用。

式(4)可以进一步表示为

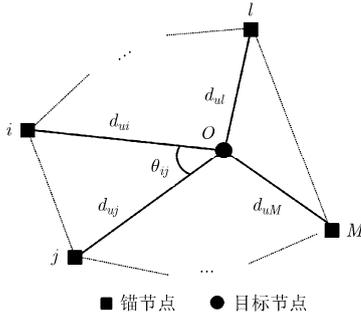
$$\text{GDOP} = \sqrt{\frac{M}{\sum_{i>j} \sin^2(\theta_i - \theta_j)}} \quad (5)$$

$\theta_i$  表示第  $i$  个锚节点与目标节点的连线与  $x$  轴正方向的夹角， $\theta_i - \theta_j$  表示第  $i$  个锚节点与第  $j$  个锚节点的夹角。

假设在某次迭代中，节点  $u$  的邻居锚节点 ID 号为  $1, 2, \dots, M$ ，距离测量值分别为  $d_{u1}, d_{u2}, \dots, d_{uM}$ ，如图 2 所示。

将式(5)中的夹角  $\theta_i - \theta_j$  简写为  $\theta_{ij}$ ，根据三角形基本定理，

$$\sin^2 \theta_{ij} = 1 - \cos^2 \theta_{ij} = 1 - \left( \frac{d_{ui}^2 + d_{uj}^2 - d_{ij}^2}{2d_{ui}d_{uj}} \right)^2 \quad (6)$$

图2 节点  $u$  的邻接关系示意图

因而式(5)可以进一步表示为

$$\text{GDOP}_u = \sqrt{\frac{M}{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^M \left[ 1 - \left( \frac{d_{ui}^2 + d_{uj}^2 - d_{ij}^2}{2d_{ui}d_{uj}} \right)^2 \right]}} \quad (7)$$

本文用一个仿真实例来说明几何精度 GDOP 在分布式迭代定位过程中对节点定位误差的影响。仿真拓扑为  $4 \times 4$  的网格,如图3所示,节点间距 10 m,节点间的连线表示邻居关系,节点下方“①”表示该点在第①轮中得到定位。

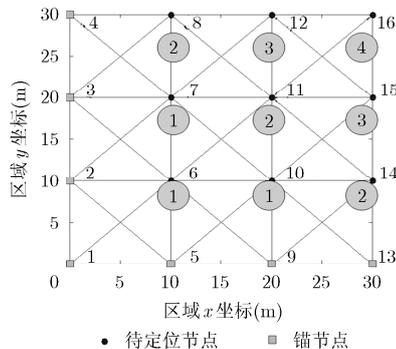
定位结果如图4,第①轮节点以初始锚节点的位置为参考,定位误差较小;随着迭代轮数的增加,节点出现了较大的定位误差。必须指出的是,16号节点出现了极大的定位误差,这是由于16号节点与参考锚节点(11, 12, 15号)的估计位置近似成直线,对应的 GDOP 非常大,进而导致对测距误差的显著放大。若不考虑该 GDOP 的影响,将16号节点与其他已定位节点同等对待,参与之后的迭代定位过程,将导致后定位节点的误差普遍增大。

### 3 算法设计

#### 3.1 基于 GDOP 的权值设置

将式(4)变形可得式(8)

$$\sigma_p = \sigma_m \cdot \text{GDOP} = \sigma_m \cdot \sqrt{\text{tr}((\mathbf{G}\mathbf{G}^T)^{-1})} \quad (8)$$

图3 仿真拓扑  $4 \times 4$  网格

从式(8)可知: GDOP 表征了当存在测距误差  $\sigma_m$  时,在定位误差  $\sigma_p$  中几何排列  $\Psi$  对  $\sigma_m$  的放大作用,这点在图4的仿真实例中得到了很好的验证。

节点位置估计问题通常可以构造为非线性最小二乘 LS 优化问题,将节点间的距离测量值作为约束条件,通过最小化残差平方和来求解<sup>[15]</sup>。残差定义为距离测量值与距离计算值之差,式(9)表示待定位节点  $u$  与锚节点  $i$  的残差计算公式。

$$r(u, i) = \hat{d}_{ui} - d_{ui} \quad (9)$$

其中,  $d_{ui}$  表示节点间的距离测量值,假设待定位节点  $u$  的真实位置为  $[x_u, y_u]$ , 估计位置为  $[\hat{x}_u, \hat{y}_u]$ , 锚节点  $i$  的位置为  $[x_i, y_i]$ , 那么距离计算值为

$$\hat{d}_{ui} = \sqrt{(\hat{x}_u - x_i)^2 + (\hat{y}_u - y_i)^2} \quad (10)$$

传统的最小二乘估计,将不同锚节点  $i$  对应的残差  $r(u, i)$  视为同等级位,赋予相同的权值(均为1),构造的目标函数  $F$  形式如式(11):

$$F = \sum_{i \in N(u)} r(u, i)^2 \quad (11)$$

其中,  $N(u)$  表示节点  $u$  在感知网络图 SNG 中的直接邻居锚节点。

鉴于 GDOP 对误差的放大作用,在分布式迭代定位过程中,应依据 GDOP 对锚节点进行区分:升级锚节点的 GDOP 值越大,其权值应该越小,以降低对残差  $r(u, i)$  在目标函数中的比重。据此,本文提出了基于 GDOP 的加权最小二乘估计,目标函数  $\Gamma$  形式如式(12):

$$\Gamma = \sum_{i \in N(u)} w_i \cdot r(u, i)^2 \quad (12)$$

其中残差  $r(u, i) = \hat{d}_{ui} - d_{ui}$  由测距误差和锚节点的位置误差两部分叠加组成。

当测距误差  $n_{du}$  服从均值为零的独立同高斯分布  $N(0, \sigma_m^2)$  时,根据式(8)可知锚节点  $i$  位置估计的

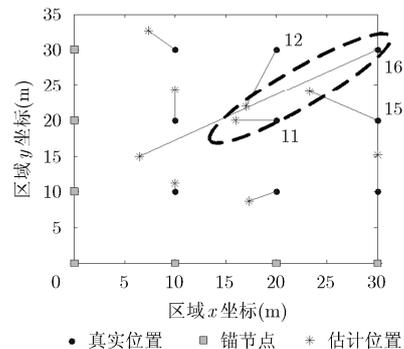


图4 分布式迭代定位结果

均方根误差  $\sigma_p$  服从  $N(0, \text{GDOP}_i^2 \cdot \sigma_m^2)$ ；引入参数  $\lambda$ ，可以从统计意义上将锚节点的定位误差  $\sigma_p$  转化测距误差  $n_{iu}$ ， $n_{iu}$  服从分布  $N(0, \lambda \cdot \text{GDOP}_i^2 \cdot \sigma_m^2)$ 。

式(9)的残差公式可以进一步表示为

$$r(u, i) = n_{iu} + n_{iu} \quad (13)$$

式中， $n_{iu}$  与  $n_{iu}$  相互独立， $r(u, i)$  服从分布  $N(0, \lambda \cdot \text{GDOP}_i^2 \cdot \sigma_m^2 + \sigma_m^2)$ 。

对式(12)中的目标函数  $\Gamma$  求期望：

$$\begin{aligned} E(\Gamma) &= E\left[\sum_{i \in N(u)} w_i \cdot r(u, i)^2\right] \\ &= \sum_{i \in N(u)} w_i \cdot E(r(u, i)^2) \\ &= \sum_{i \in N(u)} w_i \cdot (1 + \lambda \text{GDOP}_i^2) \sigma_m^2 \end{aligned} \quad (14)$$

为消除几何精度因子 GDOP 的影响，将权值  $w_i$  设置为  $\frac{1}{1 + \lambda \text{GDOP}_i^2}$ 。

### 3.2 算法描述

给定基于 GDOP 的加权最小二乘估计的目标函数  $\Gamma$  (式(12))，待定位节点  $u$  的估计位置  $[\hat{x}_u, \hat{y}_u]$  可以表示为

$$[\hat{x}_u, \hat{y}_u] = \arg \min_{[\hat{x}_u, \hat{y}_u]} \Gamma \quad (15)$$

在算法实际运行时，将起始锚节点的权值设置为 1，待定位节点的初始权值设为无穷大，当待定位节点  $u$  (图 2 所示) 以锚节点 1, 2, ...,  $M$  为参考得到定位，升级为锚节点后，用二元组  $(\mathbf{p}_u, w_u)$  记录该定位信息，其中  $\mathbf{p}_u$  表示估计位置， $w_u$  为该估计位置的权重， $w_u = \frac{1}{1 + \lambda \text{GDOP}_u^2}$ ，其中

$$\text{GDOP}_u = \sqrt{\frac{M}{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^M \left[1 - \left(\frac{d_{ui}^2 + d_{uj}^2 - d_{ij}^2}{2d_{ui}d_{uj}}\right)^2\right]}}$$

由于  $\lambda$  是位置误差转换为距离误差时引入的参数，其值一定大于 0，几何精度因子 GDOP 的最小值为 1，因而权值  $w_u = \frac{1}{1 + \lambda \text{GDOP}_u^2}$  介于 0 与 1 之

间；且与 GDOP 值呈现很好的反比性质，可以有效地增强可信锚节点的作用，抑制不可信锚节点的影响。经过大量仿真分析可得  $\lambda$  值等于 1/2，具体仿真配置及过程将在 4.1 节的仿真部分详细阐述。

此时权值  $w_u$  的最终表达式为

$$w_u = \left[1 + \frac{1}{2} \cdot \frac{M}{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^M \left[1 - \left(\frac{d_{ui}^2 + d_{uj}^2 - d_{ij}^2}{2d_{ui}d_{uj}}\right)^2\right]}\right]^{-1} \quad (16)$$

由(16)可知权值可以用节点间的测距值进行计算，一般情况下，节点间的距离测量误差不会大到违反三边不等式的程度，然而对极少数误差特别大的异常测量情况，使用式(7)计算出的  $\text{GDOP}_u$  可能为虚数，即  $\text{GDOP}_u$  的平方为负数。对此类情形作如下处理：使用  $u$  的估计位置  $\mathbf{p}_u$  来反推  $\text{GDOP}_u$  的值，此时式(7)中使用的都是已定位节点之间的距离计算值，可以完全避免  $\text{GDOP}_u$  的平方为负数的情形，确保式(16)计算出的权值  $w_u$  介于 0 与 1 之间。

算法描述见表 1。锚节点(ANCHOR)周期性广播自身的位置和权重；待定位节点(NODE)周期性查看邻居锚节点数，若  $\geq 3$ ，则依据锚节点的位置、权值及距离约束信息进行自身位置的解算，之后升级为锚节点，并计算自身权值  $w_u$  参与下一轮迭代定位。

## 4 仿真分析

仿真分为两个部分，第 1 部分是权值  $w_i = \frac{1}{1 + \lambda \text{GDOP}_i^2}$  中参数  $\lambda$  的确定，第 2 部分是基于 GDOP 加权的定位算法的性能分析。

### 4.1 参数 $\lambda$ 的取值

本文通过仿真确定参数  $\lambda$  的取值，如图 5 所示，仿真中已知锚节点  $i$  和待定位节点  $u$  的真实位置，当锚节点的估计位置  $i'$  的均方根误差  $\sigma_p$  服从分布  $N(0, \text{GDOP}_i^2 \cdot \sigma_m^2)$  时，在区间 [1, 5] 内改变  $\text{GDOP}_i \cdot \sigma_m$  的取值，计算并统计距离差  $\sigma_d = d(ui) - d(ui')$  的分布。

当  $\text{GDOP}_i \cdot \sigma_m = 1$  时， $\sigma_p$  服从分布  $N(0, 1)$ ，蒙特卡罗仿真 100000 次， $\sigma_d$  的统计分布如图 6，从图可以看出  $\sigma_d$  呈现明显的正态分布，期望  $E(\sigma_d) = 0.02$ ，方差  $\text{var}(\sigma_d) = 0.4998$ 。

改变锚节点  $i$  定位误差的方差  $\text{var}(\sigma_p)$  的值进行多次仿真，并计算每次仿真中距离误差  $\sigma_d$  的方差

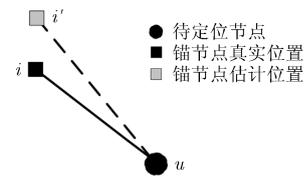


图 5 参数  $\lambda$  仿真场景

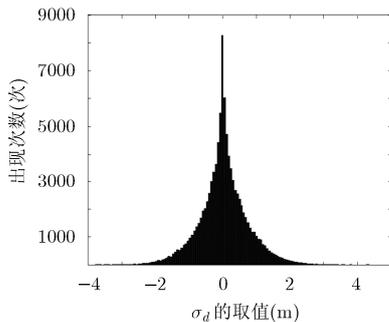
表1 节点  $u$  的定位算法

```

(1) Do{
(2)   switch (state)
(3)   case ANCHOR:
(4)     For time_interval  $t$    %在时间间隔  $t$  内
(5)       Broadcast  $(\mathbf{p}_u : [x_u, y_u], w_u)$  and send distance sensing
         signals;
(6)     End
(7)   case NODE:
(8)     初始化:
(9)        $N(u) = \text{NULL}$ ;   %邻居锚节点为空
(10)       $D(u) = \text{NULL}$ ;   %距离测量值为空
(11)       $(\mathbf{p}_u : [x_u, y_u], w_u) = \text{NULL}$ ; %初始位置和权值为空
(12)      located=false;   %标志是否已得到定位
(13)      While(!located)
(14)        For time_interval  $t$    %在时间间隔  $t$  内
(15)          Receive broadcast  $(\mathbf{p}_i : [x_i, y_i], w_i)$ , measure
            distance  $d_{ui}$  from anchor  $i$ ;
(16)          If  $i \notin N(u)$    %尚未收到该锚节点的信息
(17)             $N(u) = N(u) \cup i$ ;
(18)             $D(u) = D(u) \cup d_{ui}$ ;
(19)          End
(20)        End
(21)        If  $|N(u)| \geq 3$    %锚节点数  $\geq 3$ 
             $M = |N(u)|$ ;
(22)           $[x_u, y_u] = \arg \min_{\substack{\hat{x}, \hat{y}}} \sum_{i \in N(u)} w_i \cdot \left( \sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2} - d_{ui} \right)^2$ 
(23)           $w_u = \left[ 1 + \frac{1}{2} \cdot \frac{M}{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^M \left[ 1 - \left( \frac{d_{ui}^2 + d_{uj}^2 - d_{ij}^2}{2d_{ui}d_{uj}} \right)^2 \right]} \right]^{-1}$ 
(24)          located=true;
(25)          state=ANCHOR;
(26)        End
(27)      End
(28) } While not terminated

```

$\text{var}(\sigma_d)$ , 曲线拟合  $\text{var}(\sigma_d)$  与  $\text{var}(\sigma_p)$  的对应关系, 得参数  $\lambda = 1/2$ 。

图6  $\sigma_d$  的统计分布图

## 4.2 算法定位性能的比较

仿真中节点使用测距值进行定位, 假设测距误差服从均值为零的高斯分布  $N(0, \delta^2)$ , 其中  $\delta$  在仿真中有不同的取值; 定位性能的评价指标为节点的均方根误差RMS, 定义如式(17):

$$\text{RMS} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (17)$$

其中  $(x_i, y_i)$  表示节点  $i$  的真实位置,  $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$  表示  $i$  的估计位置,  $N$  是待定位节点的个数。

(1)与最小二乘LS算法的性能比较: 随机大规模仿真拓扑如图7所示, 150个节点随机均匀分布在  $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$  的区域内, 其中15个是位置已知的锚节点, 锚节点与待定位节点的测距半径  $R$  相同, 等于  $20 \text{ m}$ , 节点间的连线表示节点互为邻居可以测距。

改变  $\delta$  在  $0 \sim 3 \text{ m}$  间均匀取值, 每个  $\delta$  值仿真 100 次, 使用 GDOP 加权的 LS 算法和不加权的 LS 算法分别进行节点位置的计算, 取 100 次仿真的 RMS 均值作为最终结果。由于 LS 的线性化过程会损失信息, 因而利用解析法<sup>[13,14]</sup>进行求解时会引入额外的解算误差, 为了撇清算法求解的影响, 更真实比较 GDOP 加权对定位性能的效果, 我们在仿真中使用搜索法对目标函数  $F$  (式 11) 和  $\Gamma$  (式 12) 进行求解。

假设搜索步长对应的搜索空间大小为  $K$ , 待定位节点的数量为  $N$ , 基于 GDOP 加权的算法在计算节点位置的同时, 使用式(16)计算权值  $w_u$ , 其时间复杂度为  $O(1)$ , 因而加权与不加权算法在整个网络中的运行复杂度相同, 均为  $O(KN)$ 。

仿真结果如图 8 所示,  $X$  轴表示不同的测距误差  $\delta$ ,  $Y$  轴表示定位误差 RMS。从图中可看出 GDOP 加权算法比 LS 算法的定位精度至少提高了 25%, 这表明在分布式迭代定位过程中, 相较于传统的基于 LS 的分布式迭代定位算法, 本文提出的基于 GDOP 加权的迭代定位算法可有效利用锚节点几何形状对节点定位误差的影响, 抑制误差的累积和传播, 显著提高网络节点的定位精度。

(2)与基于轮数的加权算法的比较: 从图4的定位结果可知, 总体而言, 节点定位误差随着定位轮数的增加有增大的趋势, 据此, 本文提出了一种基于轮数的加权策略 (Round-Based Weighted Scheme, RBWS), 并与基于GDOP的加权策略进行性能比较。

在加权最小二乘目标函数中(式(12)), 基于轮数的加权策略 RBWS 将权值  $w_i$  设置如下:  $w_i = 1/r_i$ ,  $r_i$  为节点  $i$  升级为锚节点时对应的迭代轮数。

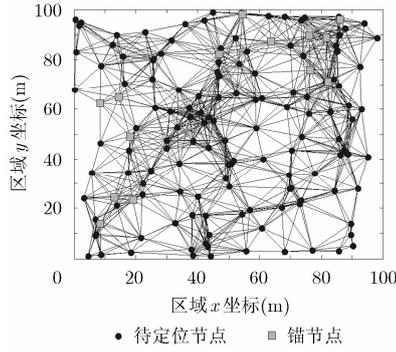


图 7 随机拓扑

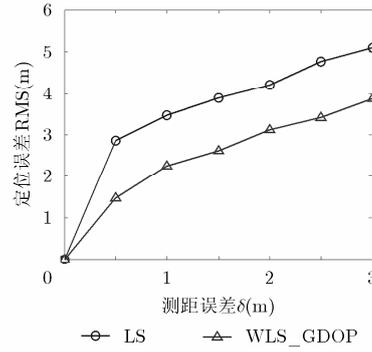


图 8 随机拓扑下定位误差与测距误差的关系

仿真拓扑如图 9 所示,100 个节点在 90 m×90 m 的区域内呈格状分布,节点间距为 10 m,其中 19 个是锚节点,布设在网格的最下面一行和最左边一列;锚节点与待定位节点的测距半径  $R$  相同,等于  $10\sqrt{2}$  m。

当测距误差  $\delta = 2$  m 时,单次定位效果对比如图 10 所示,估计位置与真实位置间连线的长度定量表征了定位误差的大小,总体而言,基于 GDOP 的加权算法比基于轮数的加权算法 RBWS 具有更高的定位精度;尤其要指出的是:当节点距离锚节点更远、对应的迭代轮数更大时(图中右上方节点),GDOP 加权对误差的抑制作用更明显,与 RBWS 比较而言,对应的连线长度差值变大,节点的定位误差有了明显降低。

令测距误差  $\delta$  从 0~3 m 取值,蒙特卡罗仿真 100 次,将 RMS 平均值作为最终结果,性能对比见图 11。从图中可知,基于轮数的权值可以定性区分不同的迭代轮数,具有一定的合理性,但也存在明显的缺陷:无法区分同一轮内节点的定位差异。而基于 GDOP 的加权策略可以充分发掘同一轮内锚节点几何形状对定位精度的影响,随着  $\delta$  的增大,GDOP 加权比 RBWS 加权具有更优越的定位性能,总体而言,定位精度提高了 15% 以上。

### 5 结束语

在无线传感器网络分布式迭代定位中,误差在迭代过程中不断传播和累积,因此,如何控制测距和定位误差在迭代过程中的累积、提高定位精度,是分布式定位算法面临的重要问题。本文充分考虑在迭代过程中锚节点几何形状对定位精度的影响,提出了基于几何精度因子的加权策略,将锚节点几何形状对定位精度的影响以权值的形式定量体现在迭代定位过程中,充分发挥“好锚节点”的作用、抑制“坏锚节点”的影响,提高每一步迭代的定位精度,从而提高整个网络的定位性能。

性能评估表明,基于 GDOP 的加权分布式定位算法仅使用直接邻居范围内的测距信息,具有简单直观、容易实施的优点,在不增大任何通信开销的情况下,使用少量的计算开销,较大程度地提高了网络节点的定位精度。与经典的基于最小二乘的分布式迭代定位算法相比较而言,网络节点的定位均方根误差 RMS 至少降低了 25%;与基于轮数的加权策略相比较而言,GDOP 加权可以更准确地量化节点的定位误差,抑制误差的累积和传播,定位精度提高了 15% 以上。

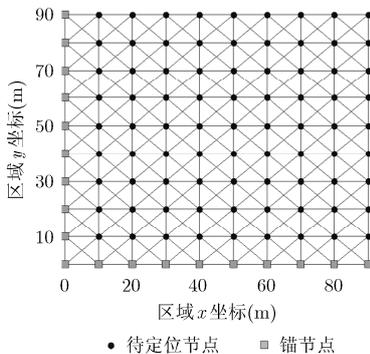


图 9 均匀格状拓扑

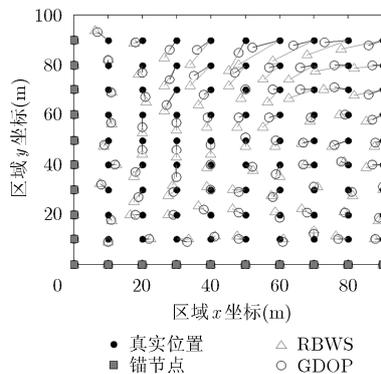


图 10 格状拓扑下的单次定位效果

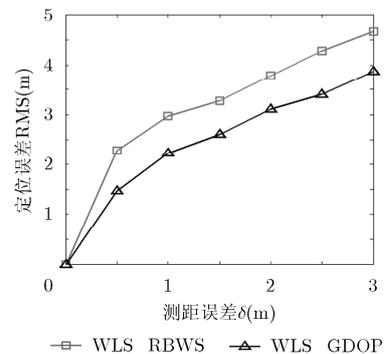


图 11 格状拓扑下定位误差与测距误差的关系

## 参考文献

- [1] 钱志鸿, 王义君. 面向物联网的无线传感器网络综述[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 215-227. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.00876.
- QIAN Zhihong and WANG Yijun. Internet of things-oriented wireless sensor networks review[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(1): 215-227. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.00876.
- [2] TAO Qihong and ZHANG Linghua. Enhancement of DV-Hop by weighted hop distance[C]. IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference, Xi'an, China, 2016: 1577-1580. doi: 10.1109/IMCEC.2016.7867483.
- [3] JIANG Ming, LI Yunfei, GE Yuan, *et al.* An advanced DV-hop localization algorithm in wireless sensor network[J]. *International Journal of Control and Automation*, 2015, 8(3): 405-422. doi: 10.14257/ijca.2015.8.3.3.
- [4] SALAMA M and KANDIL M. An improved DV-hop localization algorithm based on modified hop-size[C]. IEEE World Symposium on Computer Applications & Research, Cairo, Egypt, 2016: 83-86. doi: 10.1109/WSCAR.2016.11.
- [5] AVVIDES A, PARK H, and SRIVASTAVA M B. The bits and flops of the N-hop multilateration primitive for node localization problems[C]. ACM International Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications, Atlanta, USA, 2002: 112-121. doi: 10.1145/570738.570755.
- [6] LIU J, ZHANG Y, and ZHAO Feng. Robust distributed node localization with error management[C]. ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing, Florence, Italy, 2006: 22-25. doi: 10.1145/1132905.1132933.
- [7] LIU J and ZHANG Y. Error control in distributed node self-localization[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008(1): 1-13. doi: 10.1155/2008/162587.
- [8] MOORE D, LEONARD J, and RUS D. Robust distributed network localization with noisy range measurements[C]. International Conference on Embedded Networked Sensor Systems, Baltimore, MD, USA, 2004: 50-61. doi: 10.1145/1031495.1031502.
- [9] ANUSHIYA A K, MAO Guoqiang, and BRANKA V. Simulated annealing based wireless sensor network localization with flip ambiguity mitigation[J]. *Journal of Computers*, 2006, 1(2): 1022-1026. doi: 10.1109/VETECS.2006.1682979.
- [10] SAVARESE C, RABAY J M, and LANGENDOEN K. Robust positioning algorithms for distributed Ad-hoc wireless sensor networks[C]. Proceedings of the General Track of the annual conference on USENIX Annual Technical Conference, Monterey, USA, 2002: 317-327. doi: 10.1145/USENIX.2002.1880446.
- [11] XIONG Yifeng, WU Nan, and WANG Hua. On the performance limits of cooperative localization in wireless sensor networks with strong sensor position uncertainty[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(7): 1613-1616. doi: 10.1109/LCOMM.2017.2687869.
- [12] FANG Xiong. Improved DV-hop positioning algorithm based on compensation coefficient[J]. *Journal of Software Engineering*, 2015, 9(3): 650-657. doi: 10.3923/jse.2015.650.657.
- [13] CHAN Y T and HOK C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1994, 42(8): 1905-1915. doi: 10.1109/78.301830.
- [14] HUANG Y, BENESTY J, ELKO G W, *et al.* Real-time passive source localization: A practical linear-correction least-squares approach[J]. *IEEE Transactions on Speech Audio Processing*, 2001, 9(8): 943-956. doi: 10.1109/89.966097.
- [15] KUNG H T, LIN C K, LIN T H, *et al.* Localization with Snap-Inducing Shaped Residuals (SISR): Coping with errors in measurement[C]. International Conference on Mobile Computing & Networking, Beijing, China, 2009: 333-344. doi: 10.1145/1614320.1614357.
- 汪 晗: 女, 1984 年生, 博士后, 工程师, 研究方向为无线传感器网络定位、数据分析与处理。
- 成昂轩: 男, 1983 年生, 硕士, 工程师, 研究方向为信号处理、数据链。
- 王 坤: 男, 1980 年生, 硕士, 讲师, 研究方向为数字信号处理。
- 宋树伟: 男, 1982 年生, 硕士, 工程师, 研究方向为光信号处理。