

## 能量分簇传感器网络距离误差校正 MDS-MAP 定位算法

田洪亮<sup>①②</sup> 钱志鸿<sup>\*①</sup> 王义君<sup>③</sup> 梁潇<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(吉林大学通信工程学院 长春 130012)

<sup>②</sup>(东北电力大学信息工程学院 吉林 132012)

<sup>③</sup>(长春理工大学电子信息工程学院 长春 130022)

**摘要:** 经典 MDS-MAP 算法在无线传感器网络定位中存在误差较大及计算量随网络规模增大而急剧增加的缺点。该文设计了基于自身和邻居节点剩余能量大小的成簇方法,形成的簇具有适当节点连接度和簇大小,降低了下一步定位算法的计算量和误差。然后对于仅有连通信息的簇内节点,利用时间差测距方法获得簇首与其他单跳节点间距离。提出多跳节点间距离误差校正算法,利用相邻节点的几何关系及节点连接度信息,获得簇内多跳间隔节点距离。采用多维标度技术计算各簇内节点相对坐标,融合簇间坐标并通过锚节点转换为绝对坐标,最终实现节点的定位。所提方法通过能量分簇及多跳间隔节点加权几何距离校正算法,相对于经典多维标度算法定位提供更准确的节点间距离信息,能够在进一步提高定位精度的基础上降低无线传感器网络定位功耗。

**关键词:** 无线传感器网络; 定位; 多维标度; 分簇; 距离误差校正

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)07-1735-06

DOI: 10.11999/JEIT161237

## Modified MDS-MAP Localization Algorithm with Distance Error Correction in Energy Clustering Wireless Sensor Networks

TIAN Hongliang<sup>①②</sup> QIAN Zhihong<sup>①</sup> WANG Yijun<sup>③</sup> LIANG Xiao<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

<sup>②</sup>(School of Information Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

<sup>③</sup>(School of Electronic and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

**Abstract:** The classical MDS-MAP algorithm has the disadvantage of large error and the computational complexity increases sharply with the increase of network size in the localization of wireless sensor networks. The clustering method based on the residual energy of the neighbor nodes is designed. The cluster has the proper node degree and cluster size, which reduces the calculation amount and error of the next-step localization algorithm. Then, for the intra-cluster nodes with only connectivity information, the distance between the sink and other single-hop nodes is obtained using the time difference ranging method. A multi-hop distance error correction algorithm is proposed. The distance between nodes in a cluster is obtained using the geometrical relationship of neighboring nodes and the node connectivity. Multi-Dimensional Scaling (MDS) is used to calculate the relative coordinates of nodes in each cluster, and the inter-cluster coordinates are merged and converted into absolute coordinates by the anchor nodes. Finally, the localization of the nodes is realized. The proposed method provides more accurate information of inter-node distance based on energy clustering and multi-hop interval weighted geometric distance correction algorithm. Compared with classical MDS algorithm, this method can further improve the positioning accuracy and reduce the power consumption of wireless sensor network localization.

**Key words:** Wireless sensor networks; Localization; Multi-Dimensional Scaling (MDS); Clustering; Distance error correction

### 1 引言

物联网的大规模发展使得传感器网络的应用越

来越广泛<sup>[1,2]</sup>, 其中带有位置信息的传感器数据对于应用具有关键意义。传感器节点在部署时多数为随机播撒, 因此, 在需要传感器位置信息时需要用到定位技术<sup>[3,4]</sup>。得知传感器的位置信息还可以辅助网络协议对网络拓扑进行优化, 提高路由效率。

传感器网络节点的定位在定位原理上大致分为

收稿日期: 2016-11-14; 改回日期: 2017-04-05; 网络出版: 2017-05-11

\*通信作者: 钱志鸿 dr.qzh@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61371092, 61540022)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61371092, 61540022)

基于测距信息的(range-based)定位和不基于测距信息的(range-free)定位<sup>[5,6]</sup>。前一类方法的定位前提是需要知道节点间的距离信息或角度信息,其定位精度依赖于节点间测距(角度)的准确性,在测距(角度)精度较高的情况下,定位精度较好。后一类方法的定位不需要知道节点间的具体距离或角度信息,对网络节点的要求较低,应用比较广泛。此类方法的定位精度一般不高于基于测距信息的定位,但具有定位成本较小的优点。MDS-MAP 定位算法<sup>[7,8]</sup>有基于测距信息的度量多维标度技术<sup>[9]</sup>和不基于测距信息的非度量多维标度技术<sup>[10]</sup>。马震等人<sup>[11]</sup>在经典MDS-MAP 算法的基础上提出了分布式MDS-MAP 定位算法(MDS-MAP(D)),降低了算法时间复杂度,但其网络分簇方法并不能使MDS-MAP 算法的时间复杂度降至最低。

由于非度量MDS-MAP 定位算法在应用范围方面广泛性上具有优势,因此本文以非度量MDS-MAP 算法为前提条件,提出基于剩余能量成簇的距离误差校正MDS-MAP 定位方法(MDS-MAP(ED)): (1)提出基于剩余能量的传感器网络分簇算法,使得网络分簇均衡,利用分布式MDS-MAP 算法进行定位时可降低定位误差; (2)在簇内对于无法直接得到节点间距的情况,通过邻近节点几何关系,应用多跳距离校正算法来校正多跳节点间距离,能够降低采用最短路径距离作为定位条件下的定位误差; (3)对于无法通过邻近节点几何关系校正多跳距离的节点,通过邻近节点几何关系近似得到多跳节点间距离; (4)在簇内定位结束后通过簇间坐标融合和绝对坐标变换得到定位结果。

本文第2节介绍多维标度技术的定位原理。第3节详细介绍基于几何关系的多跳节点距离估计算法用于获得簇内各节点的相对坐标。第4节介绍利用该算法需要的传感器网络成簇方法;簇间相对坐标系的融合及绝对坐标的转换方法;无线传感器整体定位流程;并且对本文算法的时间复杂度进行分析。第5节设定仿真场景对本文算法进行仿真,验证了算法的定位性能。

## 2 多维标度技术

多维标度(MultiDimensional Scaling, MDS)<sup>[12]</sup>作为一种数据分析方法,最初被用于心理测量领域,用于实现心理方面的数据统计和分析。多维标度技术将现实中的实体抽象成多维空间中的相对坐标,实体间的相似程度与多维空间中相对坐标欧氏距离的远近程度相关。

假设任意两个实体*i*和*j*的相异性可以用 $p_{ij}$ 来表示,因此*n*个实体间两两实体的相异性用矩阵表

示为 $[p_{ij}]$ 。多维空间中各实体的相对坐标表示为矩阵 $\mathbf{X}_{n \times w}$ ,其中*n*是实体的个数,*w*是各实体相对坐标的维数。各实体相对坐标间的距离用 $d_{ij}(\mathbf{X})$ 表示。MDS 利用实体间相异性,不断迭代计算,使得 $p_{ij}$ 与 $d_{ij}(\mathbf{X})$ 尽可能地一致。 $p_{ij}$ 与 $d_{ij}(\mathbf{X})$ 接近程度用胁强系数( $D_{\text{STRESS}}$ )的大小来衡量,具体计算公式为

$$D_{\text{STRESS}} = \sum [f(p_{ij}) - d_{ij}(\mathbf{X})]^2 \quad (1)$$

在非度量多维标度中由于没有节点间的精确距离,因此使用节点间等级值 $d_{ij}$ 代替式(1)中的相异性 $p_{ij}$ ,得到非度量多维标度胁强系数( $D_{\text{STRESS1}}$ )表达式,如式(2):

$$D_{\text{STRESS1}} = \sqrt{\frac{\sum_{ij, i \neq j} (d_{ij} - d_{ij})^2}{\sum_{ij, i \neq j} d_{ij}^2}} \quad (2)$$

## 3 基于几何关系的多跳节点距离估计算法

利用MDS-MAP 算法进行定位需要首先对各节点的相对位置关系进行估算,进而得到各节点的相对坐标。本节以单跳节点间可以通过TDOA 测距的无线传感器网络为前提,首先分析了测距准确的情况下利用节点间几何关系计算多跳节点间距离的方法,然后在实际测距带有误差的情况提出距离误差校正方法。

### 3.1 测距准确的情况下节点间距离的计算

以两跳距离节点A, D为例,如图1所示。节点A, D由于距离超出各自的通信范围而无法直接通信,但节点B, C都为节点A, D的邻居节点,且节点B, C可以直接通信。通过TDOA 测距法可以获得各邻居节点间的欧氏距离 $L_{AC} = b$ ,  $L_{CD} = d$ ,  $L_{AB} = a$ ,  $L_{BD} = c$ ,  $L_{BC} = p$ ,要求得的距离是 $L_{AD}$ 的值*q*的大小。设AB与BC的夹角为 $\theta_1$ , BC与BD的夹角为 $\theta_2$ ,根据平面三角知识,图1中可以得到如式(3)所示的方程组。

$$\left. \begin{aligned} b^2 &= a^2 + p^2 - 2ap \cdot \cos \theta_1 \\ d^2 &= c^2 + p^2 - 2cp \cdot \cos \theta_2 \\ q^2 &= a^2 + c^2 - 2ac \cdot \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

满足该方程组的解有两组,得到的 $\theta_1$ ,  $\theta_2$ 的角度值和*q*值有两个,这两组解中D的位置是关于BC对称的,如图2中的D和D'。但实际的D的位置只有一个,因此我们需要借助外部其他的条件来得到真实的D的位置,进而得到AD的真实欧氏距离。

若有节点E在节点A, D周围,并满足E是A, D的邻居节点的同时, E也是B, C至少一个的邻居节点,这样就构成四边形ADBE或ADCE,如图3所示。通过四边形ADBE和ADCE计算出的AD的解有一个是相等的,这个解就是AD的距离。

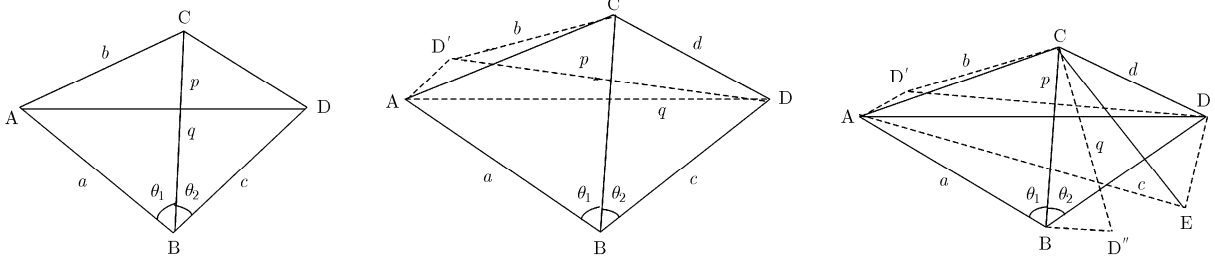


图 1 节点A, D在BC两侧构成的四边形      图 2 四边形中求解方程组得到的干扰解 D'      图 3 干扰解的消除方法：引入辅助节点E

### 3.2 基于几何关系的距离误差校正

由于硬件水平以及干扰等因素的存在，在具体应用时邻居节点间的测距会产生误差，使上述计算过程得不到相等解，因此需要对上述方法进行误差校正。具体的校正方法是：首先利用定义的误差函数排除掉干扰解，再根据节点密度等因素对求得多个带有误差的距离值进行加权，得到AD距离的估计值。

假设A, D节点间有若干个可与A, D节点构成四边形的邻居节点对，这些符合条件的节点对可以构成  $m$  个满足上述条件的四边形。这样按照上述方法求解就得到了  $2m$  个AD间距离的解，其中有  $m$  个有误差的估测值， $m$  个干扰解。为了排除掉干扰解，定义误差函数为

$$e(u) = \sum_{i=1}^m \left( \min(|u - q_i|, |u - q'_i|) \right)^2 \quad (4)$$

根据对  $m$  个四边形的几何关系求解，得出的  $q$  的取值范围在  $(\min(q_1, \dots, q_m, q'_1, \dots, q'_m), \max(q_1, \dots, q_m, q'_1, \dots, q'_m))$  之间，再从  $m$  对解中利用误差函数得到最接近  $q_{best}$  的  $m$  个解，这样就排除了  $m$  个干扰解。下一步通过加权法求得  $q$  的估计值。一般情况下，节点密度越大，测距的准确性越大，因此将节点密度大的解设置的权值较大，节点密度可以用节点连接度  $C$  来表示，具体的加权求解公式为

$$q = \frac{\sum_{i=1}^m q_i \cdot (C_{ui} + C_{vi})}{\sum_{i=1}^m C_i} \quad (5)$$

其中， $C_{vi}$ ,  $C_{ui}$  为对  $L_{AD}$  求解时，与AD构成四边形的两个辅助节点的节点连接度。这样就得到了AD间距离的估计值  $q$ 。

### 3.3 几何关系条件不足的节点距离估算

若节点间无法构成多个四边形，需要应用 3.2 节方法借用其他能够构成四边形的节点对多跳节点距离进行估算，再利用估算出距离的边补成四边形，进一步估算出无法构成四边形节点间距离。如图 4 所示，由于邻居节点数目少，A, B 无法利用辅助

节点构成四边形来计算距离。在这种情况下，我们将节点A, B间的距离用  $d_{AB} \approx \mu D_s$  近似表示。其中，利用 Djakarta 算法可以得到A, B之间最小跳数为  $m$ ， $D_s = d_1 + d_2 + \dots + d_m$  表示节点A, B间最短路径距离的大小， $d_i$  为AB间各跳距离的大小。 $\mu$  是最短路径距离与AB间欧氏距离的校正系数。取值范围在(0,1)之间。经分析可知， $\mu$  的大小与节点A, B的最短路径经过的各节点的连接度大小呈正相关，当各节点连接度较大时  $\mu$  趋近于1。本文利用A, B节点周围已进行距离误差校正的邻居节点，来求得  $\mu$  的估值，进而得到AB间距离。

从传感器网络节点的位置部署来看，无论是随机部署还是定点放置，局部范围节点的连接度较为类似。本方法原理是依据这个条件，在待计算距离的两个节点周围找到其他具有相似路由关系的邻居节点，利用周围相似节点的距离校正系数  $\mu$  来替代  $d_{AB} \approx \mu D_s$  中的系数  $\mu$ ，近似得到节点间距离。

利用图 4 中各节点关系来说明本算法的详细计算过程。待计算距离的两个节点是A和B。节点A, B的最短路径经过  $v$  个中间节点  $E_1, E_2, \dots, E_v$ 。在A周围有距A最近的  $u$  个邻居节点  $F_1, F_2, \dots, F_u$ ，在节点集合  $[E_1 E_2 \dots E_v F_1 F_2 \dots F_u]$  中，任意两个节点间的距离已经通过 3.2 节中距离误差校正算法得出。其中节点  $E_i, F_j$  与节点A的最短路径距离用  $D$  表示， $D = [D_{E1} D_{E2} \dots D_{Ev} D_{F1} D_{F2} \dots D_{Fu} D_A]$ ，节点  $E_i, F_j$  与节点A的误差校正距离用  $d$  表示， $d = [d_{E1} d_{E2} \dots d_{Ev} d_{F1} d_{F2} \dots d_{Fu} d_A]$ 。其中， $D_i = [D_{E1,i} D_{E2,i} \dots D_{Ev,i} D_{F1,i} D_{F2,i} \dots D_{Fv,i} D_{A,i}]$  为节点  $i$  与各节点之间的最短路径距离， $d_i = [d_{E1,i} d_{E2,i} \dots d_{Ev,i} d_{F1,i} d_{F2,i} \dots d_{Fv,i} d_{A,i}]$  为节点  $i$  与各节点之间的误差校正距离， $D$  与  $d$  的关系可以用  $d = MD + \varepsilon$  表示。

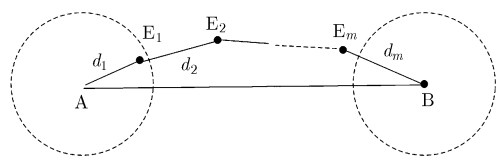


图 4 AB间的最短路径和实际距离

其中  $M$  的大小是  $(u+v+1)^2$ , 为使  $\varepsilon$  平方和最小, 进一步可变为  $M = d \cdot D^T \cdot (D \cdot D^T)^{-1}$  的形式。

$M$  中的每一个元素分别表示  $E$ ,  $F$  和  $A$  两两节点间距离的误差校正系数  $\mu_{i,j}$ , 将  $M$  的第  $v+1$  行到第  $u+v+1$  行, 第 1 列至第  $v$  列单独拿出构成矩阵  $M'$ , 在  $M'$  中前  $u$  行代表节点  $E_i$  与节点  $F_j$  两两的距离误差校正系数, 第  $u+1$  行是节点  $A$  与  $E$  之间的距离误差校正系数, 将前  $u$  行与第  $u+1$  行用式(6)的方法进行比较, 得到与节点  $A$  最相似的节点  $F_A$ 。

$$e(F_A) = \min \left( \sum_{j=1}^v (u_{1,j} - u_{(u+1),j})^2, \sum_{j=1}^v (u_{2,j} - u_{(u+1),j})^2, \dots, \sum_{j=1}^v (u_{i,j} - u_{(u+1),j})^2, \dots, \sum_{j=1}^v (u_{u,j} - u_{(u+1),j})^2 \right) \quad (6)$$

应用同样的办法在节点  $B$  周围求得与节点  $B$  最相似的节点  $F_B$ , 再将  $e(F_A)$  和  $e(F_B)$  进行比较, 值较小的节点相似度高。取其距离误差校正系数作为估计  $AB$  间距离的误差校正系数  $\mu_{A,B}$ 。若节点  $F_A$  与节点  $A$  的差异大于  $F_B$  与节点  $B$  的差异, 则认为节点  $F_B$  与  $B$  更相似, 取  $F_B$  与  $B$  的误差校正系数  $\mu_{F_B,B}$  近似作为  $A$  与  $B$  的误差校正系数  $\mu_{A,B}$ , 利用该距离误差校正系数估算  $AB$  间的距离为  $d_{A,B} = \mu_{A,B} \cdot D_{A,B} \approx \mu_{F_B,B} \cdot D_{A,B}$ 。这样就得到了近似的  $AB$  间距离。

#### 4 基于剩余能量分簇的传感器网络 MDS-MAP 定位方法

基于 MDS-MAP 的无线传感器网络定位方法利用节点间相异性得到定位结果, 但算法的计算规模随着节点的增加呈指数增长。为了降低 MDS-MAP 算法的运算复杂度, 可以通过对网络分簇后在簇内运行 MDS-MAP 算法进行定位, 再将各簇的定位结果融合到一起的方式来实现。具体包括网络中节点的成簇, 簇内相对位置定位后的簇间坐标融合与绝对坐标变换。

##### 4.1 成簇方法

按照第 3 节的算法, 距离为 2 跳的节点间距离只需调用算法计算 1 次即可得出, 而距离为 3 跳的节点间距离需要多次调用算法借助距离 2 跳节点间距离才能计算得出, 计算时间复杂度上升, 因此, 本文利用节点的剩余能量作为成簇依据, 控制簇内节点通信距离为 2 跳。

设定邻居节点间交换的信息包括节点剩余能量信息和测距信息。其中剩余能量的计算采用文献[13]中的无线通信能量消耗模型。当节点需要向相距  $d$  的邻居节点发送  $k$  bit 数据时, 节点所消耗的能量

$E_{Tx}$  可以表示为  $E_{Tx}(k) = kE_{elec} + k\varepsilon_{fs}d^2$ 。其中  $E_{elec}$  为发送或接收 1 bit 数据所消耗的能量。 $\varepsilon_{fs}$  为射频电路的放大系数,  $d$  为节点间的通信距离。而当节点需要接收  $k$  bit 数据时, 节点所消耗的能量  $E_{Rx}$  可以表示为  $E_{Rx}(k) = kE_{elec} + kE_p$ 。其中,  $E_p$  为节点处理 1 bit 数据平均所需要消耗的能量。

##### 4.2 簇间坐标融合与绝对坐标变换

本文采用文献[11]提出的簇间坐标融合方法, 利用坐标变换公式  $x_r = sR(x_i) + x_0$  将坐标  $x_i$  转换为  $x_r$ , 完成坐标系的变换。其中  $s$  为缩放系数,  $x_0$  为平移系数,  $R(\cdot)$  为旋转变换矩阵。在两簇坐标融合完成后, 继续与相邻的未进行相对坐标融合的簇进行坐标融合运算, 直至全部网络节点的坐标转换为同一相对坐标系下的坐标。然后以至少 3 个锚节点的绝对坐标为条件, 经过坐标的缩放旋转和平移, 将该坐标系下的节点坐标全部转换为绝对坐标。

##### 4.3 定位算法时间复杂度分析

原始的经典 MDS-MAP 采用集中式的计算。假设网络中总节点数为  $n$ , 锚节点数目为  $m$ , 根据 Djakarta 算法得出节点间最短路径距离的时间复杂度为  $O(n^2)$ , MDS-MAP 算法时间复杂度为  $O(n^4)$ , 利用锚节点坐标计算相对坐标系到绝对坐标系转换所需的参数算法时间复杂度为  $O(m^3)$ , 根据计算得出的参数将相对坐标系转换为绝对坐标系算法时间复杂度为  $O(n)$ 。

假设总节点数为  $n$  的整个网络共分成了  $w$  个簇, 每个簇包含  $p$  个节点, 共有  $m$  个锚节点。利用距离误差校正算法得到簇内节点间相对坐标的算法时间复杂度为  $O(p^4)$ , 将各簇相对坐标系进行融合的算法时间复杂度为  $O(wp^4)$ , 将相对坐标系转换为绝对坐标系的算法时间复杂度仍旧是  $O(n)$ 。

从以上分析可以看出, 由于 MDS-MAP(ED)算法采用分布式 MDS-MAP 进行计算, 减少了运算规模。决定 MDS-MAP(ED)算法时间复杂度是否具有优势在于网络内的成簇算法得到的簇内成员数目大小, 当每个簇的节点数目  $p$  适当, 且与  $n$  有数量级以上的差异时, 本文算法时间复杂度要远小于原 MDS-MAP 算法。

#### 5 仿真与结果分析

为了验证 MDS-MAP(ED)算法的性能, 本文使用 Matlab 对算法进行了仿真, 并在同样的仿真场景中与经典 MDS-MAP 和集中式 MDS-MAP 算法进行性能比较。

##### 5.1 仿真场景设置

仿真区域设置在  $(100 \times 100) \text{ m}^2$  大小的平面上,

参考实际无线传感器节点电池电量，令节点初始能量为 0.49~0.51 J 中的随机值，发送 1 bit 数据所需能量  $E_{elec}$  设置为 50 nJ/bit，处理 1 bit 数据平均需要能量为 5 nJ/bit，节点间通信的数据包平均长度  $k$  设置为 25 Byte/packet，射频电路放大系数  $\epsilon_{fs}$  设置为 10 pJ/(bit·m<sup>2</sup>)。

### 5.2 节点随机布置定位性能分析

在 (100×100) m<sup>2</sup> 平面上随机均匀布置 200 个节点，通信半径  $R$  为 15，节点平均连接度为 13.38，节点间加入 5% 的测距误差。在 200 个节点中包含 4 个用实心五角星表示的锚节点，黑色点代表未知位置节点。图 5 为仿真场景中节点的真实位置，图 6 是经过 MDS-MAP(ED) 算法与相对坐标融合计算后的节点相对坐标，图 7 是节点相对坐标通过锚节点位置进行线性变换后的实际定位结果。从图 5 与图 6 的对比中可以看到，经过 MDS-MAP(ED) 算法得到的节点间的相对位置关系与节点间的实际位置关系相同，对图 6 中节点坐标进行旋转变换、平移及放大后得到算法的最终定位结果，如图 7 所示。经过旋转、平移、扩大之后即可得到节点真实坐标的估值，即图 7。从图 5 和图 7 的比较可以看出各个节点的定位误差大小。经过计算，本文算法在该场景的的定位平均精度值为 19.53%。

### 5.3 与其他算法的定位性能比较

本节在仿真场景相同的情况下比较经典 MDS-MAP, MDS-MAP(P) 和本文提出的 MDS-MAP(ED) 算法的定位性能，具体考察定位算法的定位误差以及能量消耗。其中经典 MDS-MAP 为集中式的定位算法，不对网络进行分簇，将节点间最短路径距离近似作为节点间距离。MDS-MAP(P) 为分布式定位算法，成簇方式是每个节点与相对自己 2 跳距离的节点形成一簇，同样是将节点间最短路径距离近似作为节点间距离。本文提出的剩余能量成簇方式是每个节点与相对自己 1 跳距离的节点形成一簇，且将节点间最短路径距离作误差校正。

在相同大小的仿真场景内随机均匀布置 200 个节点，锚节点数目设定为 4，节点的通信半径从 12.5 增长到 23，增长步长为 1.5。观察不同节点连接度情况下对各算法平均定位误差的影响。仿真进行 20 次，结果取平均值。图 8 为随着节点连接度的增长各算法平均定位误差的变化情况。进一步，将锚节点数目设定为 6 和 10，位置随机设置，观察锚节点数目对各算法平均定位误差的影响，分别如图 9、图 10 所示。首先，锚节点数目越多，3 种算法的定位性能则越好，但在节点连接度较大的情况下变化并不明显。其次是节点连接度的变化对 3 种定位算

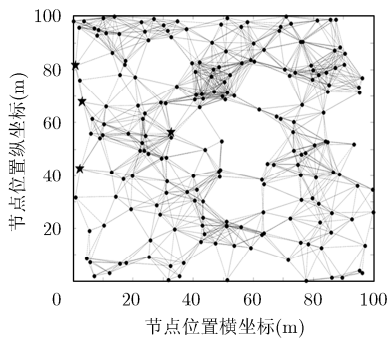


图 5 仿真场景中实际节点与锚节点坐标位置

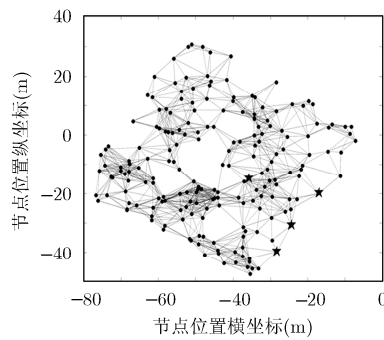


图 6 未进行绝对坐标变换时的定位结果

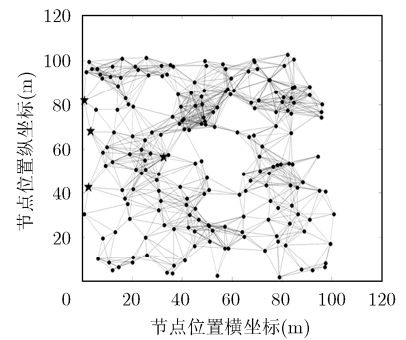


图 7 利用锚节点位置信息转换为绝对坐标后的定位结果

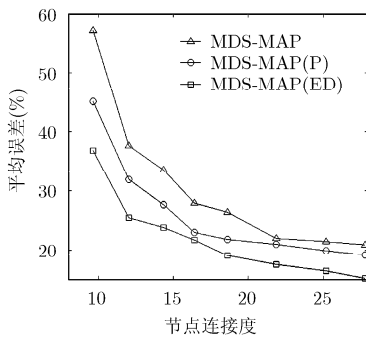


图 8 随机布置节点锚节点数目为4时的定位误差

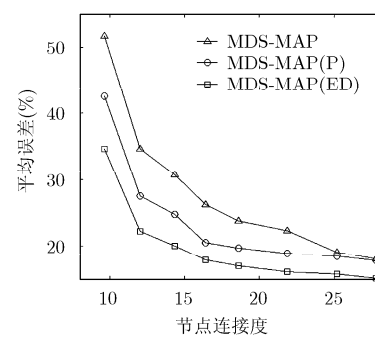


图 9 随机布置节点锚节点数目为6时的定位误差

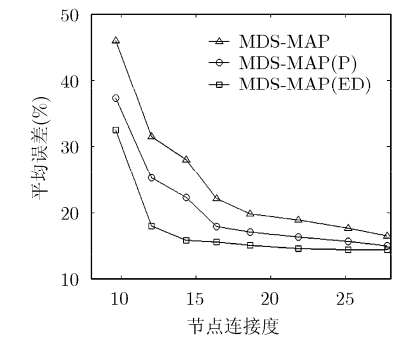


图 10 随机布置节点锚节点数目为10时的定位误差

法的影响都较大, 节点连接度在 20 以上时, 3 种算法此时定位误差基本平稳, 说明基于 MDS-MAP 类的算法需要节点连接度较大才能降低定位误差。最后, 从 3 种算法定位性能比较来看, MDS-MAP(ED) 定位性能最优, 平均定位误差可以降到 15% 以内。

## 6 结束语

MDS-MAP 算法定位在网络节点数目较多时存在误差增大和计算量上升较快的问题。本文提出基于剩余能量分簇的距离误差校正 MDS-MAP 定位方法——MDS-MAP(ED), 从网络节点成簇、簇内节点间距离误差校正方面给出了优化方案, 该方法在降低误差的同时减少了定位算法应用的计算量, 降低了节点能耗。仿真结果表明定位性能优于经典 MDS-MAP 及 MDS-MAP(P) 算法。在无线传感器网络定位问题的理论和具体应用中具有一定的参考价值。

## 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] 钱志鸿, 王义君. 物联网技术与应用研究[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 1023-1029. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.05.026.  
QIAN Zhihong and WANG Yijun. IoT technology and application[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(5): 1023-1029. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.05.026.
- [3] WU C, MU Q, ZHANG Z, et al. Indoor positioning system based on inertial MEMS sensors: Design and realization[C]. 2016 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), Chengdu, 2016: 370-375. doi: 10.1109/CYBER.2016.7574852.
- [4] 李建坡, 钟鑫鑫, 徐纯. 无线传感器网络静态节点定位算法综述[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(2): 73-82.  
LI Jianpo, ZHONG Xinxin, and XU Chun. Static wireless sensor network node localization algorithm review[J]. *Journal of Northeast Dianli University*, 2015, 35(2): 73-82.
- [5] MU L, QU X, and ZHOU Z. SARL: A flexible simulation architecture of range-based location in WSN[C]. The 35th Chinese Control Conference (CCC), Chengdu, 2016: 8412-8417. doi: 10.1109/ChiCC.2016.7554698.
- [6] GOLESTANIAN M and POELLABAUER C. Localization in heterogeneous wireless sensor networks using elliptical range estimation[C]. 2016 International Conference on Computing, Networking and Communications, Kauai, 2016: 1-7. doi: 10.1109/ICCNC.2016.7440701.
- [7] KARBASI A and OH S. Robust localization from incomplete local information[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2013, 21(4): 1131-1144. doi: 10.1109/TNET.2012.2220378.
- [8] AMAR A, WANG Y, and LEUS G. Extending the classical multidimensional scaling algorithm given partial pairwise distance measurements[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(5): 473-476. doi: 10.1109/LSP.2010.2043890.
- [9] CHAN F K W and SO H C. Efficient weighted multidimensional scaling for wireless sensor network localization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(11): 4548-4553. doi: 10.1109/TSP.2009.2024869.
- [10] 罗莉琼, 罗娟. 多维标度定位算法研究[J]. 信息技术, 2011, 35(4): 63-64. doi: 10.13274/j.cnki.hdzj.2011.04.020.  
LUO Liqiong and LUO Juan. Research on multi-dimension scaling algorithm[J]. *Information Technology*, 2011, 35(4): 63-64. doi: 10.13274/j.cnki.hdzj.2011.04.020.
- [11] 马震, 刘云, 沈波. 分布式无线传感器网络定位算法 MDS-MAP(D)[J]. 通信学报, 2008, 29(6): 57-62.  
MA Zhen, LIU Yun, and SHEN Bo. Distributed locating algorithm for wireless sensor networks-MDS-MAP(D)[J]. *Journal on Communications*, 2008, 29(6): 57-62.
- [12] HERGET C J and FRAZER J W. Applications of modern control theory to process control[J]. 1979 18th IEEE Conference on Decision and Control Including the Symposium on Adaptive Processes, Lauderdale Florida, 1979, 2: 905-906.
- [13] 傅菊平, 齐小刚. 基于剩余能量和节点度的无线传感器网络分簇算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(1): 250-252. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2011.01.070.  
FU Juping and QI Xiaogang. Clustering algorithm based on residual energy and node degree for WSNs[J]. *Application Research of Computers*, 2011, 28(1): 250-252. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2011.01.070.

田洪亮: 男, 1981 年生, 讲师, 博士生, 研究方向为无线个域网。

钱志鸿: 男, 1957 年生, 教授, 研究方向为无线通信及网络。

王义君: 男, 1984 年生, 副教授, 研究方向为物联网及无线传感器网络。

梁 潇: 女, 1992 年生, 硕士生, 研究方向为异构无线网络关键技术。