

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.03.011

# 距离修正的混沌粒子群多维标度定位算法

齐小刚<sup>1</sup>, 刘兴成<sup>1</sup>, 刘立芳<sup>2</sup>, 张 权<sup>1</sup>, 王振宇<sup>1</sup>

(1. 西安电子科技大学数学与统计学院, 西安 710126; 2. 西安电子科技大学计算机学院, 西安 710071)

**摘要:** 针对不规则网络以及网络空洞造成估计距离与欧氏距离相差较大, 导致定位精度不足这一问题, 提出一种距离修正的混沌粒子群多维标度定位算法(CMDS-CPSO). 首先通过递推策略计算节点对距离, 利用接收信号强度对距离加权修正, 以减少距离误差, 回避网络空洞问题. 然后采用混沌粒子群算法对坐标转化参数问题进行优化, 进一步降低坐标转换中参数所带来的影响. 通过对比 SPSO-MDS 算法与 MDS-DMC 算法, 仿真结果表明, 距离修正的混沌粒子群算法能够明显改善节点定位精度, 具有更好的鲁棒性和对不规则网络的适应性.

**关键词:** 无线传感器网络; 多维标度定位; 网络空洞; 距离修正; 混沌粒子群算法

**中图分类号:** TP393      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0490-6756(2018)03-0483-06

## Multidimensional scaling localization algorithm based on matrix correction and chaotic particle swarm optimization

QI Xiao-Gang<sup>1</sup>, LIU Xing-Cheng<sup>1</sup>, LIU Li-Fang<sup>2</sup>, ZHANG Quan<sup>1</sup>, WANG Zhen-Yu<sup>1</sup>

(1. School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xian 710126, China;

2. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xian 710071, China)

**Abstract:** Against the problem of a great distance between estimated distance and actual Euclidean distance caused by irregular network and network hole that eventually results in insufficient localization accuracy, an improved multidimensional scaling localization algorithm based on matrix correction and chaotic particle swarm optimization(CMDS-CPSO) is proposed. Distance among each pair of nodes is calculated by recursive strategy and further weighted by the received signal strength, so as to reduce the distance error between estimated distance and actual Euclidean distance as well as avoid the problem of network hole. Then chaotic particle swarm optimization is adopted to solve the parameter problem during the coordinate conversion process, which could loosen the influence of parameters to a high degree. Compared with the SPSO-MDS algorithm and MDS-DMC algorithm, the simulations reveal that the proposed algorithm of CMDS-CPSO could not only significantly improve the localization accuracy of nodes but has better robustness and adaptability to irregular networks.

**Keywords:** Wireless sensor network; Multidimensional scaling localization; Network hole; Distance correction; Chaotic particle swarm optimization algorithm

收稿日期: 2017-06-01

基金项目: 国家自然科学基金(61572435, 61472305); 陕西省自然科学基金(2015JZ002, 2015JM6311); 浙江省自然科学基金(LZ16F020001); 宁波市自然科学基金(2016A610035); 空间测控通信创新探索基金(KJCK1608)

作者简介: 齐小刚(1973-), 男, 教授, 研究方向为系统建模与故障诊断. E-mail: xgqi@xidian.edu.cn

通讯作者: 刘兴成. E-mail: liu\_fting@163.com

## 1 引言

无线传感器网络是由集成了感知、处理和无线通信能力的小体积、低成本的传感器节点通过无线自组织成的一个多跳网络,近年来广泛应用农业、工业、军事等领域<sup>[1-4]</sup>. 在任何一个领域中,一个不可回避的问题都是节点位置估计,因为不包含节点位置估计的数据是没有意义的. 目前,研究广泛的节点定位技术大致可分为基于测距和基于非测距两类. 测距定位技术主要包括 TOA 技术、RSSI 技术、TDOA 技术以及 AOA 技术;非测距定位技术包括 DV-Hop 技术、APIT 技术、质心技术、凸规划技术以及多维标度定位技术(Multidimensional Scaling, MDS).

MDS 定位技术分为度量 MDS 定位技术与非度量 MDS 定位技术. 该定位技术依据节点间连通度信息或者距离信息生成相对坐标,再通过线性变换将相对坐标转换为绝对坐标. 针对现实环境需要可单独实现区域节点相对定位,无需测距设备,可大大减少网络成本,具有独特的优势. 由于 MDS 定位技术具有一个封闭式解,因此可有效地应用在大规模网络中,然而关键问题是如何构建相异性矩阵. 当网络拓扑规则时且无测距误差时,可实现无误差定位估计. 事实上,网络拓扑通常是不规则或者存在网络空洞,最短路径代替欧氏距离存在较大误差,造成节点定位精度不高. 基于此,国内外众多学者对 MDS-MAP 定位技术做了不同的改进和优化,Shang<sup>[5]</sup>将网络拓扑划分为多个局部网络,每个局部网络执行 MDS 技术生成局部相对地图,最后将局部相对地图融合成全局相对地图,减少了距离所带来的误差;Zhao<sup>[6]</sup>采用粒子群优化算法,通过适应度函数最小化求解最优值,达到了理想的定位精度要求;Chan 等<sup>[7]</sup>对距离进行加权,提出分布式加权定位算法,缩小距离误差,提高了定位精度;针对奇异值分解(SVD)复杂度高的问题,文献[8]首先对距离进行修正,然后采用 scamof 算法求解节点位置,在降低复杂度的同时满足定位精度要求;由于 RSSI 可以很好地衡量节点之间距离远近, Niu<sup>[9]</sup>以 RSSI 值来衡量节点间的相异性,回避了距离测量问题,取得了较好的成果;此外,迭代算法具有更高的精度,因此,迭代定位算法也得到了广泛研究<sup>[10,11]</sup>,但却需要消耗过多的节点能量;Drineas 等<sup>[12]</sup>提出距离重构定位算法 SVD-reconstruct,利用节点间公共信息对相似性度量矩阵进

行重构,获得了较好的定位效果. 尽管众多学者在多维标度定位方面做了大量的研究,但仍存在一些问题有待解决,包括相异性矩阵构建、网络拓扑不规则以及拓扑空洞以及坐标求解等问题.

基于此,本文提出一种距离修正的混沌粒子群多维标度定位算法 CMDS-CPSO(Multidimensional scaling Localization Algorithm based on Matrix Correction and Chaotic Particle Swarm Optimization),采用递推策略和 RSSI 对节点对之间距离进行加权修正,回避节点空洞问题,减小距离估计差;坐标转换阶段采用混沌粒子群优化算法优化转换参数,避免粒子群局部最优解以及不收敛等问题,有效地减小了参数不确定性对定位所造成的影响.

## 2 多维标度定位技术

MDS-MAP 是基于 MDS 提出的一种多维标度定位技术,该技术利用欧氏距离来衡量节点间的相异性,通过相异性矩阵就可以建立节点在任意  $m$  维空间中的节点分布情况,进而利用少量锚节点即可将相对地图转化为绝对地图. 设网络中有个  $n$  个节点,每一个节点均为  $m$  维,节点  $i$  和  $j$  的坐标分别为  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$  和  $\mathbf{x}_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm})$ ,  $p_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  的相异性度量,则

$$p_{ij} \approx d_{ij} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 = \sqrt{(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)} \quad (1)$$

MDS-MAP 定位技术主要包括以下三个步骤

1) 计算区域所有节点对之间最短路径,构建相异性矩阵. 当节点  $i$  和  $j$  互为邻居节点时,则  $p_{ij} \approx d_{ij}$ ;当节点  $i$  和  $j$  为非邻居节点时,  $p_{ij} \approx 1$ .

2) 对相异性矩阵应用 MDS 技术. 将平方矩阵  $\mathbf{P} = [p_{ij}^2]_{m \times n}$  进行双重中心化得到

$$\mathbf{B} = -\frac{1}{2} \mathbf{J} \mathbf{P}^2 \mathbf{J}, \mathbf{J} = \mathbf{E} - \mathbf{e} * \mathbf{e}^T * \frac{1}{n} \quad (2)$$

对双重中心化矩阵  $\mathbf{B}$  进行奇异值分解,保留两个或者三个最大特征值和特征向量,构建相对地图.

$$\mathbf{X} = \mathbf{V} * \mathbf{A}^{1/2} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{V}$  表示特征向量构成的矩阵;  $\mathbf{A}$  表示对应特征值构成的对角矩阵.

3) 利用锚节点将相对地图通过缩放、旋转、平移等转换为绝对地图,一般来说,二维平面至少需要三个锚节点,三维立体空间中至少需要四个锚节点.

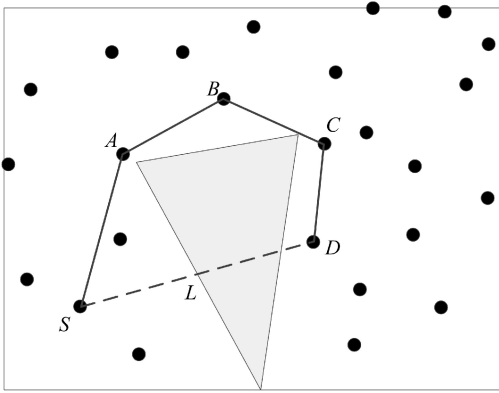


图 1 网络拓扑空洞示意图

Fig. 1 Schematic diagram of network topology hole

可以看出,相异性矩阵构造以及节点求解过程存在很大的改进空间.以网络拓扑空洞为例,图 1 所示,虚线为节点 S 和节点 D 之间真实距离,灰色三角表示障碍物,无法布设节点,造成网络拓扑节点空洞,按照经典计算得到  $d_{SD} = 1$  或者一系列改进算法得到  $d_{SD} = d_{SA} + d_{AB} + d_{BC} + d_{CD}$ ,无论是哪种情况,计算得到的距离均与欧氏距离有较大的误差.

### 3 CMDS-CPSO 算法

MDS-MAP 算法以欧氏距离衡量节点对的相异性,然而实际中节点间的欧氏距离是难以获得的,因此,通常执行 Dijkstra 或者 Floyd 算法来寻找最短路来代替两个节点之间的欧氏距离.当网络拓扑规则时,该方法能够获得良好的定位效果,但实际中,布设区域通常难以到达,造成网络拓扑稀疏或者网络空洞,此时实际距离与欧氏距离之间存在较大偏差.因此本文首先利用递推策略估计节点对之间的距离,再进行加权修正,采用低于 SVD 复杂度的 scamof 算法来求解节点相对坐标,在此基础上利用混沌粒子群算法优化坐标转换参数,最后实现相对坐标到绝对坐标的转换.

#### 3.1 相异性距离修正

假设节点均具有测距功能,通信模型为半径为  $R$  的标准圆.图 2 所示,未知节点  $B_1, B_2$  在节点 A 和 C 的通信半径内,即距离  $d_{AB_1}, d_{AB_2}, d_{B_1C}, d_{B_2C}$  可测,而  $d_{AC}$  不可测.根据上述分析,估计距离与欧氏距离存在较大差距,因此采用一种几何递推策略来修正任意两个非邻居节点之间的相异性度量,在得到任意两个节点之后利用接收信号强度对距离进行加权,进一步减小欧氏距离与实际距离之间的误差.

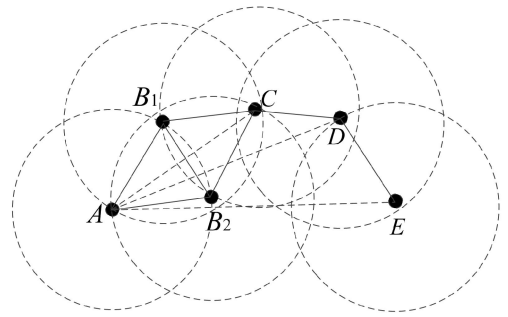


图 2 相似性度量修正

Fig. 2 Similarity measurement correction

(1) 对于 A 的非邻居节点一跳节点 C 来说,由几何关系可得

$$\begin{aligned} \angle AB_1B_2 &= \arccos \frac{d_{AB_1}^2 + d_{B_1B_2}^2 - d_{AB_2}^2}{2d_{AB_1} * d_{B_1B_2}} \\ \angle B_2B_1C &= \arccos \frac{d_{B_1C}^2 + d_{B_1B_2}^2 - d_{B_2C}^2}{2d_{B_1C} * d_{B_1B_2}} \end{aligned} \quad (4)$$

得到

$$d_{AC}^2 = d_{AB_1}^2 + d_{B_1C}^2 - 2d_{AB_1} * d_{B_1C} * \cos \angle AB_1C \quad (5)$$

(2) 对于 A 的非邻居节点两跳节点 D 而言,采用距离目标节点最近的一跳节点 C 来计算,近似认为  $d_{AC}$  等于节点 A, C 之间的欧氏距离.同样由几何关系可得

$$d_{AD}^2 = d_{AC}^2 + d_{CD}^2 - 2d_{AC} * d_{CD} * \cos \angle ACD \quad (6)$$

同样可得到 A 节点和 E 节点之间的距离,类似地,所有节点对的距离均可以由此推出.

然而,无论采用何种测距技术,节点间测距均存在测距误差,而上述几何递推策略中存在部分累计误差,累计误差对定位产生不利的影响,须采用技术对距离进行进一步修正.虽然利用 RSSI 模型进行测距存在一定的误差,但可很好地衡量两个节点之间的远近关系,距离与 RSSI 成正比例关系.假定网络为各向同性网络,当 RSSI 越强,说明节点间距离越近, RSSI 越弱,则距离越近<sup>[13,14]</sup>.

设节点 A 邻居节点为  $N_A = \{n_{A1}, n_{A2}, \dots, n_{Ak_A}\}$ ,其中  $k_A$  为节点 A 的邻居节点个数,  $RSSI_{Ai}$  表示节点  $n_{Ai}$  从 A 节点接收到的信号强度值,则可得到节点 A 和节点  $n_{Ai}$  之间的距离  $d_{A,n_{Ai}}$  的权重  $\omega_{A,n_{Ai}}$ .

$$\omega_{A,n_{Ai}} = \frac{RSSI_{Ai}}{\sum_{i \in k_A} RSSI_{Ai}} \quad (7)$$

得到修正距离  $d'_{A,n_{Ai}}$ ,如下式.

$$d'_{A,n_{Ai}} = d_{A,n_{Ai}} * \omega_{A,n_{Ai}} = \frac{d_{A,n_{Ai}} * RSSI_{Ai}}{\sum_{i \in k_A} RSSI_{Ai}} \quad (8)$$

由此,任意两个节点间通过几何递推策略与 RSSI 加权完成相异性度量修正,得到修正相异性矩阵,距离修正度量矩阵算法伪代码如算法 1 所示.

**Algorithm 1** Reviewing dissimilarity distance matrix

**Input:** all nodes  $Node_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}$

**Output:** dissimilarity distance matrix  $P$

- 1) for each node  $Node_i (i=1, 2, \dots, n)$  do
- 2) measure distance between itself and other nodes and obtain RSSI;
- 3) calculate weight  $w_{A, n_{A_i}}$
- 4) revise the distance through the equation (8).
- 5) end for
- 6) for each node  $Node_i (i=1, 2, \dots, n)$  do
- 7) for  $j (j=1, 2, \dots)$  hop non-neighbor node do
- 8) calculate distance between node  $i$  and node  $j$  through the node that is closest to node  $j$ ;
- 9) end for
- 10) end for
- 11) output dissimilarity distance matrix  $P$

### 3.2 混沌粒子群优化

通过线性变换包括缩放、旋转、平移等将相对坐标转换为绝对坐标,以二维坐标为例,转化模型如式(9)所示.

$$\begin{bmatrix} x'_{i1} \\ x'_{i2} \end{bmatrix} = (1+S) \begin{bmatrix} \cos\beta & \sin\beta \\ -\sin\beta & \cos\beta \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \hat{x}_{i1} \\ \hat{x}_{i2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta\hat{x}_{i1} \\ \Delta\hat{x}_{i2} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中,  $[\hat{x}_{i1} \hat{x}_{i2}]^T$  和  $[x'_{i1} x'_{i2}]^T$  分别表示估计相对坐标和估计绝对坐标;  $[\Delta\hat{x}_{i1} \Delta\hat{x}_{i2}]^T$  为平移参数;  $S$  为尺度参数;  $\beta$  为旋转参数.

然而,在实际转化过程中,参数的不确定性导致定位效果并不理想,为保证定位精度,要尽可能选择最优值使得定位效果达到最优.因此,定义偏差适应度函数来衡量转换模型参数的好坏,估计坐标为  $x'_i = [x'_{i1} x'_{i2}]^T$ ,实际坐标为  $x_i = [x_{i1} x_{i2}]^T$ .

$$dev = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{ [(1+S)\cos\beta\hat{x}_{i1} + (1+S)\sin\beta\hat{x}_{i2} + \Delta\hat{x}_{i1} - x_{i1}]^2 + [(1+S)\cos\beta\hat{x}_{i2} - (1+S)\sin\beta\hat{x}_{i1} + \Delta\hat{x}_{i2} - x_{i2}]^2 \}^{1/2} \quad (10)$$

$dev$  偏差越小,则说明定位效果越精确.粒子群(PSO)算法以速度快、易实现得到了广泛应用,但却存在容易陷入局部最优以及不收敛的情况,而混沌粒子群算法不仅能够完美地回避这些问题,并

且使得运行速度更加快速.本文采用逻辑斯蒂(logistic)方程来产生混沌队列.

$$z_{n+1} = \mu * z_n (1 - z_n), n=0, 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

式中,  $\mu$  是控制参数;  $z (0 \leq z_0 \leq 1)$  是一个变量.当  $\mu=4$  时,式(11)即为完全混沌.

混沌粒子群优化首先依据 logistic 方程产生一个混沌序列作为初始解全局最优解,然后计算混沌粒子适应度,并对适应度进行评价,若满足设定阈值  $Threshold$  或迭代次数  $Iteration$  则定位过程结束,则该算法停止,否则按照式(12)与式(13)来更新粒子速度与粒子位置,算法伪代码如算法 2 所示.

$$v_{ij}(k+1) = w * v_{ij}(k) + c_1 r_1 (pbest_{ij}(k) - p_{ij}(k)) + c_2 r_2 (gbest_{ij}(k) - p_{ij}(k)) \quad (12)$$

$$p_{ij}(k+1) = p_{ij}(k) + v_{ij}(k+1) \quad (13)$$

式中,  $v_{ij}$  表示粒子速度;  $k$  表示迭代次数;  $w$  表示惯性权重,用来保持原来速度,平衡全局搜索和局部搜索;  $pbest_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{im})$  表示该粒子当前最优位置;  $gbest_i = (gbest_{i1}, gbest_{i2}, \dots, gbest_{im})$  表示全局当前最优位置,  $r_1$  和  $r_2$  服从  $[0, 1]$  上的均匀分布,  $c_1$  和  $c_2$  为正常量加速系数.

**Algorithm 2** Parameter optimization

**Input:** all nodes  $Node_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}$ , Threshold, Iteration

**Output:** parameters  $\Delta\hat{x}_{i1}, \Delta\hat{x}_{i2}, S, \beta$

- 1) for each node  $Node_i (i=1, 2, \dots, n)$  do
- 2) randomly initialize a  $m$  dimension vector  $z_1 = (z_{11}, z_{12}, \dots, z_{1m})$  and generate chaos queues  $z_1, z_2, \dots, z_m$  through the: equation (11);
- 3) calculate fitness values of chaos particle through the equation (10) and obtain global best  $gbest$ ;
- 4) if fitness values  $\leq Threshold$  or  $k \geq Iteration$  then
- 5) go to step 12);
- 6) else
- 7) update velocity and position of each particle according to the equation (12) and (13) and optimize  $gbest$  to obtain  $pbest$ ;
- 8) replace randomly selected particle with  $pbest$ ;
- 9) return to step 3);
- 10) end if
- 11) output parameters  $\Delta\hat{x}_{i1}, \Delta\hat{x}_{i2}, S, \beta$
- 12) end for

### 4 仿真实验与分析

MDS-DMC 算法仅仅从距离修正角度来考虑, 却忽略了坐标转化阶段参数问题. 而 SPSO-MDS 算法虽然做了一个全面的考虑, 利用启发式算法对距离进行了修订, 并且对参数进行了优化. 然而, 无论是距离修正还是参数优化阶段都存在一定的问题, 最终得到的定位效果并不理想, 而且目前常用的参数优化是粒子群算法, 容易导致局部最优问题. 本文提出的 CMDS-CPSO 算法受启发于这两种算法, 因此仿真比较了 CMDS-CPSO 算法与 SPSO-MDS、MDS-DMC 算法在两种拓扑下的性能, 比较不同连通度和不同锚节点数量下的归一化平均定位误差来验证所提出的算法的优越性.

$$ER = \frac{1}{R * (N_{node} - N_{anchor})} \sum_{i=1}^n \| x_i - x'_i \| * 100\% \tag{14}$$

本文基于 MATLAB 2015a 平台设计两种仿真区域: S 型拓扑随机分布, C 型拓扑随机分布, 网络类型为各向同性网络, 仿真参数如表 1 所示.

表 1 仿真参数配置表

Tab. 1 Configuration parameter table of simulation

参数	初始化	参数	初始化
仿真区域 (m)	$L=1000$	测距误差 (%)	$10\%R$
节点数	$N_{node}(S)=300,$ $N_{node}(C)=240$	通信半径 (m)	$R=0.15L$
C 型空白	$[300 \ 1000] \times$ $[300 \ 700]$	加速度系数	$c_1=c_2=1.54$
锚比例	$N_{anchor}=5\% N_{node}$	惯性权重	$\omega=0.78$
连通度	30	最大步长	$V_{max}=20$
通信模型	标准圆	迭代次数	200

#### 4.1 网络连通度对定位误差 ER 的影响

网络连通度可以通过修改节点传输半径来改变. 如图 3 所示, 随着节点通信半径从 80 m 增加到 250 m, 相应的网络连通度从 5 增加到 50. 图 3(a) 和 3(b) 分别为 S 型拓扑和 C 型拓扑上网络连通度对平均定位误差的影响. 可以看出, 随着网路连通度的增加, 三种算法的定位性能都有了极大的改善, 但改进的 CMDS-CPSO 算法具有更好的定位性能, 相较于 SPSO-MDS 与 MDS-DMC 算法, S 型拓扑中定位误差分别减少了 13.5213%、7.5436%, C 型拓扑中分别减少了 61.58%、12.84%. 可以得出, 在网络连通度较低的情况下,

CMDS-CPSO 算法能够保持一定的定位效果, 具有更好的鲁棒性, 这主要归因于本文提出的算法对节点对距离进行了很大的改进, 减小了估计距离与欧氏距离之间的误差, 而且在坐标转化阶段更深一步的优化坐标参数, 减小了坐标转换中参数所带来的误差. 另一方面, 当网路连通度达到 30% 后, 网络连通度对定位误差影响趋于平缓, 不再考虑通过网络连通度来提高定位性能, 因为扩大通信半径会增加节点能耗, 降低网络寿命.

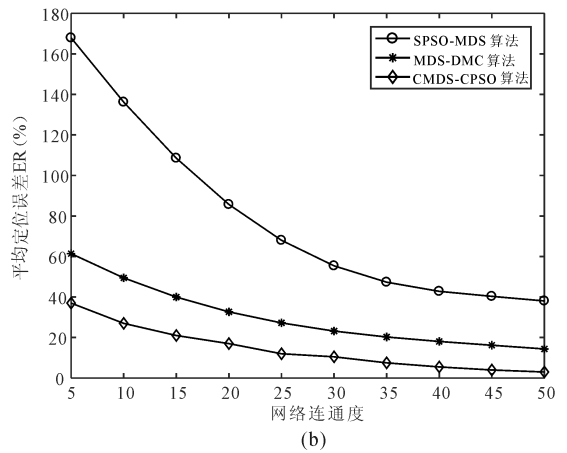
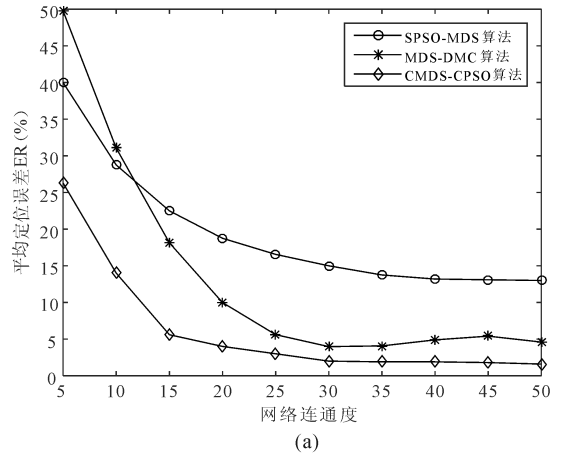


图 3 S 型和 C 型网络连通度对定位误差的影响  
Fig. 3 The influence of the network connectivity of S-Topology and C-Topology on ER

#### 4.2 信标数量对定位误差 ER 的影响

从图 4 可以看出, 定位误差随着信标节点比例的增加而减少, 当信标节点比例在 5%~35% 之间时, 定位误差下降比较明显, 而在 35% 以后, 信标节点对定位误差不够显著, 而且是非线性的, 这主要是由于 MDS 算法所决定的. 图 4(a) 图 4(b) 分别是 S 型和 C 型拓扑上 ER 随信标节点比例的变化趋势. 统计得到, 相较于 SPSO-MDS 算法与 MDS-DMC 算法, CMDS-CPSO 算法在 S 型拓扑中定位误差分别减少了 10.555%、6.83%, C 型拓

扑中分别减少了 17.45%、7.05%。显然,CMDS-CPSO 算法在两种拓扑下的定位效果优于其他两种算法,可以减小不规则网络拓扑所带来的距离误差,进而提高节点定位性能,这主要归功于该算法在一定程度上解决了由于网络空洞而导致估测距离与欧氏距离相差较大这一突出问题。

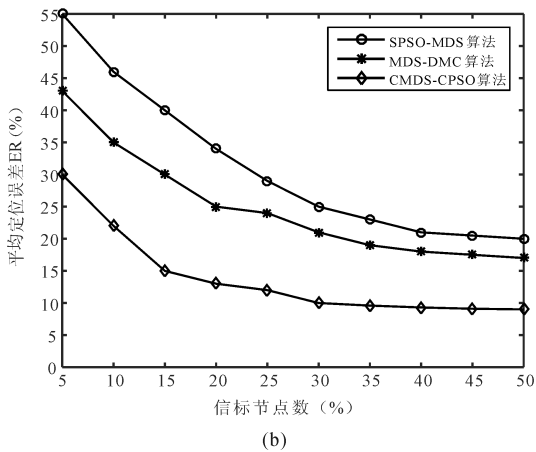
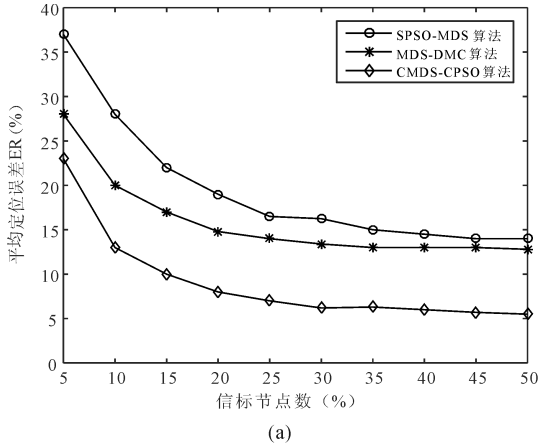


图 4 S 型和 C 型信标节点对定位误差的影响  
Fig. 4 The influence of the number of beacon nodes of S-Topology and C-Topology on ER

## 5 结论

多维标度技术定位成本低,无需复杂信息限制,但距离估计误差以及网络拓扑空洞是常见的主要问题。本文针对 WSN 中节点定位问题,提出了一种距离修正的混沌粒子群多维标度定位算法,利用几何递推策略修正相异性度量矩阵,有效避免网络拓扑空洞造成距离估计不足而导致的定位精度问题,进一步,针对坐标转化中参数设置问题,通过混沌粒子群算法获得参数最优值,实现对初始化坐标精确估计,进一步提高定位精度。通过仿真比较 SPSO-MDS 算法与 MDS-DMC 算法,更加说明充分说明该算法能够很好的适应网络干扰,具有良好的鲁棒性和推

广能力。然而,如何进一步减小距离估计不足所带来的误差仍然是将来所要面临的重中之重。

## 参考文献:

- [1] Prabhu B, Pradeep M, Gajendran E. Applications of wireless sensor networks in battlefield surveillance[J]. Soc Sci Electron, 2017, 4: 742.
- [2] 李晓晨, 宋正江. 一种新的 WSN 故障数据挖掘算法[J]. 四川大学学报:自然科学版, 2016, 53: 305.
- [3] Deng Y, Song Y. Application of wireless fire sensor network fault diagnosis in industrial buildings[J]. Ind Safe Environ Prot, 2016, 42: 27.
- [4] 张睿敏, 陈钟, 李晓斌. 多目标量化变分滤波贝叶斯 WSN 跟踪定位算法[J]. 四川大学学报:自然科学版, 2015, 52: 1237.
- [5] Shang Y, Ruml W. Improved MDS-based localization[C]// INFOCOM 2004. Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. [s.l.]: IEEE, 2004.
- [6] Zhao Q S, Yu-Lan H U. Wireless sensor network node localization algorithm based on particle swarm optimization[J]. Comput Simul, 2012, 237: 135.
- [7] Chan F K W, So H C. Efficient weighted multidimensional scaling for wireless sensor network localization[J]. IEEE Trans Signal Process, 2009, 57: 4548.
- [8] 任克强, 庄放望. 最短路径距离矩阵修正的多维标度定位算法[J]. 传感技术学报, 2016, 29: 129.
- [9] Niu D, Guan B, Zhou W, et al. 3D localization method based on MDS-RSSI in wireless sensor network[C]// IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. [s.l.]: IEEE, 2010.
- [10] Wan G, Niu B. Optimization of MDS-based localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Ind Instrum Automat, 2012, 6: 22.
- [11] Vivekanandan V, Wong V W S. Ordinal MDS-Based localization for wireless sensor networks[J]. Int J Sens N, 2006, 1: 169.
- [12] Drineas P, Javed A, Magdon-Ismael M, et al. Distance matrix reconstruction from incomplete distance information for sensor network localization[C]// Sensor and Ad Hoc Communications and Networks. [s.l.]: IEEE, 2007.
- [13] 周春良, 王明, 屈卫清, 等. 基于反向传播神经网络的 WSN 节点定位方法研究[J]. 四川大学学报:自然科学版, 2017, 54: 493.
- [14] 丁进, 林基明, 周继华, 等. 一种低通信开销联合时钟同步和定位算法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版, 2016, 28: 30.