

基于分簇和融合补偿策略的多维标度定位算法

王 静 仇晓鹤

(南京工业大学计算机科学与技术学院 南京 211816)

摘 要 针对经典的多维标度(MDS-MAP)定位算法在大规模无线传感器网络中存在的定位功耗大和精度低的问题,改进后的 MDS-MAP 算法将节点作为簇头时的剩余能量、能耗均衡性与局部密度的综合指标进行评估后再进行分簇,形成的簇具有良好的连接性与较低的能量损耗。针对部分不满足拼合规则的节点,提出了一种利用度量策略来获得节点间未知的欧氏距离的方法,并用角度判别法消除干扰解。在对公共节点进行补偿后,使用改进的规则进行簇间合并。仿真比较结果表明,提出的基于分簇与融合补偿策略的多维标度定位算法具有较低的拼合要求、高定位精度以及强鲁棒性,有利于拓展网络和降低定位功耗。

关键词 无线传感器网络,多维标度,分簇,拼合策略

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.08.024

Advanced MDS-MAP Localization Algorithm with Clustering and Fusion Compensation Strategy

WANG Jing QIU Xiao-he

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)

Abstract The classic multi-dimensional scaling positioning (MDS-MAP) algorithm has the problem of high energy consumption and low positioning accuracy in large-scale wireless sensor networks. The improved MDS-MAP algorithm evaluates the residual energy, the balance of energy consumption and the local density of the cluster head when nodes are used as cluster heads and then the clustering is performed. The clusters have good connectivity and low energy loss. To overcome the limitation of the flattening rule, this paper proposed a method to obtain the unknown Euclidean distance between nodes, and the method of angle discrimination was used for eliminating the solution of interference. After compensating for common nodes, the improved rules was applied to the inter-cluster merging. Simulation and comparison results indicate that the proposed advanced MDS-MAP localization algorithm with clustering and fusion compensation strategy has lower splitting requirements, high positioning accuracy and robustness, which is good for the network expansion and the reduction of positioning power consumption.

Keywords Wireless sensor network, MDS-MAP, Clustering, Merging strategy

1 引言

随着微机电系统(Micro Electro Mechanical System, MEMS)和无线通信技术的发展,无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)^[1]的应用越来越广泛。无线传感器网络由大量低功耗、低成本且具有感知能力、通信能力的节点组成,这些节点通过无线网络连接到互联网中,在医疗卫生、环境监测、工业控制、国家安全等方面应用广泛^[2]。节点定位作为确定触发事件消息来源的主要途径,是实现无线传感器网络应用的基础;但是由于部署网络时传感器节点位置的不可控性,以及实际应用时定位的高精度和强鲁棒性的要求,设计高效低功耗的定位算法已经成为当前无线传感器领域重要的课题。

大多数定位算法都需要确定节点之间的距离,而无线电

通信的特点就是可以确定部分发送者和接收者之间的距离。基于信标节点的使用情况,把信息集中发送到信标节点来完成位置计算的算法被称为集中式定位算法^[3-4]。此方法从全局角度统筹规划,位置估计精确,但是由于通信开销没有限制,易导致能量消耗过快,从而影响实时定位结果。而通过节点间的信息交换和协调,由节点自行计算位置的算法被称为分布式定位算法。分布式定位算法的定位精度较低,但能量消耗较低,鲁棒性更强。典型的相对定位系统有 SPA^[5], spotON^[6]等。在不同的网络配置中,以多维标度技术为核心的 MDS-MAP 算法^[7]可以分别实现集中式定位和分布式定位。

MDS-MAP 算法利用最短路径代替实际几何距离。在定位阶段,两两节点的距离已知时,此算法能完成较为精准的定位。但当节点间的距离未完全已知时,以最短路径近似得到

节点间欧氏距离的方法会造成算法的距离平方矩阵不准确,从而产生定位偏差,且当节点增加或移动时,需要重新运行算法,严重制约了网络的扩展性。文献[8]提出了利用距离矢量路由技术分簇的 MDS-MAP 算法,通过 Euclidean 算法排除镜像坐标,但该算法需要知道至少 4 个相邻节点间的距离,使用局限性较大。文献[9]针对卡尔曼滤波器改进的 MDS-MAP 算法对参数进行自适应调整,在提高精度的同时对能耗的要求也更高。MDS-MAP(P, B)^[10] 算法通过贝叶斯 MDS 算法完成分簇,优化了分簇效率,但依然存在边缘簇中节点能耗过高的问题。文献[11]提出了一种基于剩余能量分簇的 MDS-MAP(ED)算法,该算法有效地控制了节点的能耗速度,但仅以能量作为依据容易出现分簇不均衡、簇内节点数目差距过大的情况。Zhang 等^[12]提出了一种基于启发式测距的 HMDS 算法,通过构建虚拟节点与普通节点间的最短路径,应用启发式的方法获取节点间的欧氏距离。此算法能更好地应用于非视距环境,但选择不同的虚拟节点会产生不同效果的定位结果。文献[13]针对 MDS-MAP 的拼合问题,提出了宽松的拼合策略,增加了簇间合并的准确性,但其仅适用于满足拼合条件的情况。

本文以分布式多维标度算法为前提,利用剩余能量与局部节点密度的综合指标作为节点分簇的依据。对基本的拼合规则进行改进,通过距离信息计算不同的公共节点情况下的最短路径,并补充距离矩阵。进而通过 MDS-MAP(MS)算法将距离矩阵转换为局部相对坐标图,利用改进的拼合规则完成局部坐标拼合,通过信标节点计算整个网络中未知节点的绝对坐标。

2 MDS-MAP 算法的问题方案和网络模型

本节对现有的分布式 MDS-MAP 算法的核心思想进行研究,在此基础上引入 Euclidean 算法的测距方法,并提出 MDS-MAP(MS)算法的假设及网络模型。

2.1 分布式 MDS-MAP 算法分析

为了得到更加精准的定位结果,同时减少非视距环境的影响,Shang 等又提出了一种改进的 MDS-MAP(P)^[14] 定位算法。该算法旨在通过分布式的方法将节点分成多个簇群,再对距离矩阵逐个合并来提高算法精度。整个算法分为 4 个步骤:

步骤 1 将所有节点分成多个簇,通常以跳数 R_m 为单位。

步骤 2 根据网络的连通情况,生成全局网络连通拓扑图,并为图中所有的边赋予距离值。通过最短路径算法,将簇内相邻节点间的距离矩阵 D 转换成节点间的距离矩阵 D' 。利用 MDS 方法求出 D' 的局部相对坐标。

步骤 3 基于公共节点数目最大策略,将局部相对坐标图按照拼合规则进行拼合,构建全局相对坐标图。

步骤 4 利用信标节点的坐标信息,通过线性转化的方法将全局相对坐标转化成全局绝对坐标。

上述改进的 MDS-MAP 算法在降低复杂度的同时也减小了测距误差的累积,但是该算法也存在自己的不足之处。

由于簇内距离矩阵的构建依赖簇内节点间的信息,因此各簇的划分方法至关重要;同时由于分簇方法的限制,需要对部分簇间合并的方案进行调整。

2.2 Euclidean 定位算法

为了改进拼合策略,需要获取更多簇内节点间的信息,因此本文引入了一种测距方法——Euclidean 算法^[15]。该算法提出了一种利用待测节点与信标节点的中间节点进行测距的方法。该算法先分别计算两个中间节点与待测节点以及信标节点的距离,再利用几何方法计算待测节点与信标节点间的最短路径长度。

如图 1 所示,待测节点 A 与节点 B 和节点 C 相邻,节点 N 为信标节点。通过 RSSI 和 TDOA 等技术可得到节点间距 a, b, c, d 与 f , 利用度量关系可计算节点 A 和节点 N 间的距离 e 。

$$\begin{cases} b^2 = a^2 + f^2 - 2af \cos \alpha \\ c^2 = d^2 + f^2 - 2df \cos \beta \\ e = \sqrt{a^2 + d^2 - 2ad \cos(\alpha + \beta)} \end{cases} \quad (1)$$

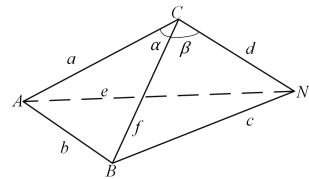


图 1 Euclidean 定位算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of Euclidean positioning algorithm

由于硬件水平和干扰因素的影响,在实际应用时可能会产生误差。为排除干扰解的影响,用距离误差校正方法进行校正。误差函数为:

$$f(m) = \sum_{i=1}^q (\min(|m - e_i|, |m - e'_i|))^2 \quad (2)$$

通过对 q 个四边形的几何关系进行求解,得到的 $2q$ 个解为 $(r_1, r_2, \dots, r_q, r'_1, r'_2, \dots, r'_q)$ 。通过加权法得到 r 的估计值,具体加权求解公式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^q (r_i (C_{mi} + C_{si}) / (q-1))}{\sum_{i=1}^m C_i} \quad (3)$$

在节点间距离信息充足的情况下,上述方法可以有效地改善测距误差带来的影响,但在邻居节点信息稀少的区域中需要进一步的误差处理。

2.3 网络模型

为了方便对 MDS-MAP(MS)算法进行理论分析,针对大规模无线传感器定位问题,做出如下假设:

- 1) 在传感器网络中,所有节点均部署在一定边长的正方形区域内,在定位过程中不发生移动;
- 2) 接收节点可估算出其与发送节点的最短距离,信标节点能量足够大,而传感器节点能量有限且不进行补充;
- 3) 在 m 维空间中,每个节点能与至少 m 个节点进行测距。

3 MDS-MAP(MS)的定位过程

本节详细描述本文提出的 MDS-MAP(merging strategy)

定位算法。详细介绍以剩余能量与节点密度作为分簇依据的成簇方法。完成分簇后,利用改进的宽松拼合规则进行坐标融合以及绝对坐标转换,并对过程中可能产生的误差进行改善。

3.1 成簇方法

在现有的分布式多维标度定位算法中,通常每个节点都要作为簇头进行迭代计算,与一定范围内的节点组成簇后再进行坐标转换。此种方法的能量消耗大且存在大量数据冗余,同时簇内节点密度小或者分布稀疏时会导致较大的估计误差。因此,本文利用节点的能量指标和局部节点密度作为簇头选择依据,均衡节点能耗,控制通信距离。

传感器节点在传输数据时消耗的能量主要用于产生信号与发送信号。利用文献[16]中的无线通信消耗模型,节点接收一次数据所消耗的能量为:

$$E_C = k \times E_{\text{elec}} \times n + k \times E_f \times n \quad (4)$$

而每个簇中节点消耗的能量可以表示为:

$$E_{c_0}(k, \Delta t) = k \times E_{\text{elec}} + k \times \epsilon_f \times d^2 \quad (5)$$

在收集数据的过程中,当节点当选为簇头时一个簇消耗的总能耗为:

$$TEC_i = E_C + N/H \times E_{c_0} \quad (6)$$

其中, E_{elec} 表示发送或接收 1 比特数据时消耗的能量; E_f 表示融合 1 比特数据时消耗的能量; ϵ_f 表示放大器的放大系数; n 表示邻居节点数目; k 为数据包长度; N 为网络中所有节点数目; 而 H 表示簇头节点数目, 用 $\frac{N}{H}$ 表示平均每个簇内的节点数目。

由式(5)可知,簇内节点向簇头发送数据所消耗的能量与距离的平方成正比。当距离的差异较小时,簇内节点的能耗也更均衡。因此,当节点作为簇头时,簇内节点的能耗均衡性可表示为:

$$BOE_i = \text{var}(d_{k-i}^2) \quad (7)$$

其中, d_{k-i} 为簇节点到节点 i 的距离, var 表示对 d_{k-i}^2 求解方差。

局部密度 ρ_i 表示簇头节点的邻居节点数目, 邻居节点数目越多, ρ_i 越大。局部密度的表达式如下:

$$\rho_i = \sum_j \frac{1}{d_{ij}} \quad (8)$$

其中, d_{ij} 为两节点间的欧氏距离。通过对 ρ_i 进行归一化, 可以得到相对局部密度:

$$\gamma_i = \frac{\rho_i}{\sum_j \rho_j} \quad (9)$$

式(9)中的 γ_i 取值在 0~1 之间, 数值越大表示该节点相较于邻居节点的节点密度值越大。

采用经典的传播测距模型^[17]将信号强度转换为距离信息, 如式(10)所示:

$$P(d)[dBm] = P(d_0)[dBm] - 10\alpha \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \quad (10)$$

其中, d 为节点间距离, d_0 为参考距离, $P(d)$ 是节点距离为 d 时的信号强度。为了与节点个数 n 区分, 信道衰减指数用 α 表示; X_σ 表示由均值为 0、方差为 σ 的高斯随机函数产生的高斯白噪声。

将剩余能量与局部密度作为成簇依据, 通过以下步骤完成分簇:

步骤 1 初始化无线传感器网络, 每个传感器节点计算自身能量消耗;

步骤 2 在通信半径 R_m 内, 每个节点均将自身的剩余能量、跳数信息与网络 ID 号发送出去, 同时接收邻居节点的信息与信号强度, 并记录在邻居表内;

步骤 3 通过计算 RSSI 值, 得到与邻居节点间的相互距离, 再通过距离信息计算节点的总能耗、能耗均衡性与相对局部密度;

步骤 4 各节点与邻居节点进行比较, 选择剩余能量较高、簇内能耗较低且簇内节点能耗较为均衡的部分节点作为簇头候选, 再对候选节点的相对局部密度 γ_i 进行评估, 选出密度较高的节点作为簇头, 完成分簇(簇内节点数目大于 4 且各节点相互连通)。

3.2 改进的拼合规则

在无线传感器网络节点的定位问题中, 当给定的信标节点位置和各节点之间的距离确定时, 网络中每个节点有唯一位置。也就是说在给定的约束条件下, 若每个节点只有一个位置, 那么该网络是可定位的。在常规的拼合策略中, 当进行拼合的局部坐标子图中可测边的数目不超过 $2n-1$ 条时, 拥有 $2n-1$ 条边的簇结构在二维空间内是稳定的^[18]; 同时, 为了保证拼合的坐标图具有唯一性, 要求每个簇中有不少于 4 个节点, 且拥有至少 $m+1$ (m 为维数) 个公共节点。

由测试发现, 受本文分簇方法的限制, 在二维空间中若以公共节点数为 3 作为拼合条件, 将无法满足不同节点数目较少的簇的拼合要求。这些簇内的节点需要通过全局测量或信标节点的协助才能完成对坐标信息的补全。为了解决该问题, 本节对不同的公共节点数目进行分析, 利用 Euclidean 算法的测距方法对基本拼合规则进行拓展。

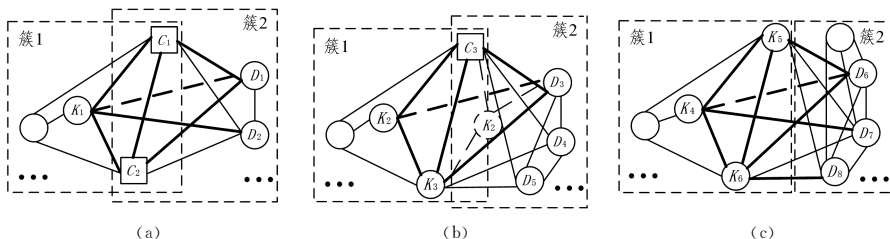


图 2 两簇内节点分布关系

Fig. 2 Distribution of nodes within two clusters

定理 1 在二维空间中,任意两簇公共节点的数目不小于 3,则两簇拼合方式唯一。

当公共节点数目为 2 时,利用几何度量的方法可以得到任意两簇内两个公共节点的距离。图 2(a)中, C_1, C_2 为公共节点, K_1 与 D_1 和 D_2 分别分布于两簇内,利用式(11)一式(14)计算节点 K_1 与节点 D_1 之间的距离 $d_{K_1 D_1}$ 。如果此时还存在两个节点(如 K_1, D_2)间的距离已知,以这段距离为参考,构建另一个四边形进行校准,可排除干扰解。

$$d_{si} = \sqrt{d_{K_1 C_1}^2 + d_{D_1 C_1}^2 - 2d_{K_1 C_1} d_{D_1 C_1} \cos \angle K_1 C_1 D_1} \quad (11)$$

$$\angle K_1 C_1 D_1 = \angle K_1 C_1 C_2 + \angle D_1 C_1 C_2 \quad (12)$$

$$\angle K_1 C_1 C_2 = \cos^{-1} \frac{d_{K_1 C_1}^2 + d_{C_1 C_2}^2 - d_{K_1 C_2}^2}{2d_{K_1 C_1} d_{C_1 C_2}} \quad (13)$$

$$\angle D_1 C_1 C_2 = \cos^{-1} \frac{d_{D_1 C_1}^2 + d_{C_1 C_2}^2 - d_{D_1 C_2}^2}{2d_{D_1 C_1} d_{C_1 C_2}} \quad (14)$$

通过此种方法可以得到节点 K_1 与簇 2 内任意节点的距离集合 $S_{K_1} = (d_{K_1 D_1}, d_{K_1 D_2}, \dots, d_{K_1 D_n})$,把节点 K_1 补偿为两簇的公共节点,进而满足定理 1。

当公共节点数目为 1 时,通过已知的分别在两簇内的节点间的距离,可以得到此节点与另外一簇中任何一个节点的距离。图 2(b)中,两簇内节点间的距离 $d_{K_2 D_3}$ 已知且存在唯一公共节点 C_3 ,用几何度量方法计算距离 $d_{K_2 D_3}$ 。

为了进一步避免镜像解的影响,提出利用角度关系判断节点是否同侧的方法。

如图 3 所示,符合距离特征的节点 P 对于已知节点 B 和 E ,存在 P_1 和 P_2 两种位置分布,以已知节点连线作为分界线,进行如下划分:

当 $\angle 1 < \angle 2$ 时,如果 $\angle 3 > \angle 2$,则节点 P 与节点 Q 在直线 BE 异侧;反之,节点 P 与节点 Q 在直线 BE 同侧。

当 $\angle 1 > \angle 2$ 时,如果 $\angle 3 > \angle 1$,则节点 P 与节点 Q 在直线 BE 异侧;反之,节点 P 与节点 Q 在直线 BE 同侧。

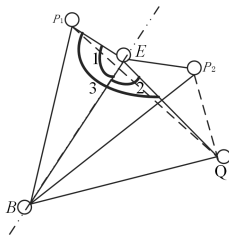


图 3 角度判别方法

Fig. 3 Angle discrimination method

受节点的通信范围等条件的限制,排除同侧的解。

通过角度判别法,筛选出符合条件的距离集合,并将节点补偿为公共节点。当两簇内还存在另一组节点距离(如图 2(b)中 $d_{K_2 D_3}$)可测时,则此时同时满足推论 1,即满足定理 1。

当无公共节点时,若某簇内存在一个节点与另一簇内两个节点距离可测,如图 2(c)中, $d_{K_5 D_6}$ 与 $d_{K_5 D_7}$ 已知,利用几何度量方法可计算距离 $d_{K_5 D_6}$ 。经过角度判别法排除干扰解后,将节点 K_5 补偿为公共点,如果同时存在推论 2 中的两两节

点间的距离 $d_{K_3 D_3}$ 和 $d_{K_3 D_5}$ 可测,则可满足基本规则。

通过上述计算将二维空间中的基本拼合规则根据公共节点数 p 改进为如下规则:

1)在二维空间中,任意两簇的公共节点数目 $p \geq 3$,拼合方式唯一;

2)在二维空间中,任意两簇的公共节点数目 $p \leq 2$,且两簇间存在 2^{2-p} 条非公共节点距离可测,通过公共节点补偿后,拼合方式唯一。

3.3 全局坐标确定

由各簇内 n 个节点间的距离关系建立距离矩阵 $\mathbf{X}_{m \times n}$,以 $\mathbf{D}^2(\mathbf{X})$ 表示距离平方矩阵:

$$\mathbf{D}^2(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} 0 & d_{12}^2 & \dots & d_{1n}^2 \\ d_{21}^2 & 0 & \dots & d_{2n}^2 \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ d_{n1}^2 & d_{n2}^2 & \dots & 0 \end{bmatrix} = \mathbf{c}\mathbf{e}^T + \mathbf{e}\mathbf{c}^T - 2\mathbf{B} \quad (15)$$

其中, d_{ij} 表示节点 i 与节点 j 间的欧氏距离, $\mathbf{c} = [\sum_{k=1}^m x_{1k}^2, \sum_{k=1}^m x_{2k}^2, \dots, \sum_{k=1}^m x_{nk}^2]^T$, $\mathbf{e} = (1, 1, \dots, 1)^T$, 矩阵 $\mathbf{B} = \mathbf{D}\mathbf{D}^T$ 。

将式(16)的平方矩阵两端分别乘以中心矩阵 $\mathbf{J} = (\mathbf{I} - n^{-1}\mathbf{e}\mathbf{e}^T)$ 并乘以系数 $-1/2$,得到矩阵 \mathbf{B} :

$$\begin{aligned} \mathbf{B} &= -\frac{1}{2}\mathbf{J}\mathbf{D}^2(\mathbf{X})\mathbf{J} \\ &= -\frac{1}{2}\mathbf{J}(\mathbf{c}\mathbf{e}^T + \mathbf{e}\mathbf{c}^T - 2\mathbf{B}) \\ &= -\frac{1}{2}\mathbf{J}\mathbf{c}\mathbf{0}^T - \frac{1}{2}\mathbf{J}\mathbf{0}\mathbf{c}^T + \mathbf{J}\mathbf{B}\mathbf{J} \end{aligned} \quad (16)$$

对矩阵 \mathbf{B} 进行奇异值分解:

$$\mathbf{B} = \mathbf{Q}\mathbf{A}\mathbf{Q}^T = (\mathbf{Q}\mathbf{A}^{1/2})(\mathbf{Q}\mathbf{A}^{1/2})^T \quad (17)$$

其中,相对坐标可用 $\mathbf{X}^k = \mathbf{Q}\mathbf{A}^{1/2}$ 表示。用该方法计算每个簇的簇内相对坐标,得到每个簇的相对坐标图,对通信范围外无法成簇的节点,利用信标节点测距补齐坐标子图。

算法 1 MDS-MAP(MS)

1. for 每个节点 n do;
2. if 锚节点数 $\text{anchor} \geq 3$ then
3. 根据 3.1 节方法将所有节点分成 $s+1$ 个节点集合,将节点数目最大的簇记为参考簇 C_0 ,其余簇记为 C_s
4. end if
5. end for
6. for 每个簇 C_s do
7. 设公共节点集合 $T_S = C_0 \cap C_s$,集合 $T_{N_0} = C_0 \setminus T_S$ 与集合 $T_{N_S} = C_s \setminus T_S$ 为非公共点集合, T_{N_0} 中存在节点 n_{01}, \dots, n_{0j} , T_{N_S} 内的节点共有 k 段距离可测
8. if $|T_S| = p < 3$ 且 $k > 2^{2-p}$ then
9. 更新公共点集合 $T_S = \{T_S, n_{01}, \dots, n_{0j}\}$
10. end if
11. 用几何度量法计算距离并校准误差后,利用式(15)一式(17)计算簇内相对坐标
12. 利用公式 $x_{0,i} = \alpha\mathbf{R}(x_{s,i}) + t_0$ 将簇 C_s 的坐标合并到簇 C_0 中。

其中 α 为缩放系数, t_0 为平移系数, $\mathbf{R}(\cdot)$ 为旋转变换矩阵

13. 更新簇 C_0 , 直至 $C_s = \emptyset$

14. end for

根据信标节点对合并后的相对坐标进行线性转换, 计算得到整个网络的绝对坐标, 即实际位置的估计坐标。

3.4 误差处理

为了进一步减小测距误差对定位结果的影响, 周期性地测量信标节点与未知节点间的 RSSI 值, 通过式(11)建立多个 RSSI 值与不同节点间测距的方程, 并求解实时的路径损耗因子。

同时, 利用测距值构建测距的置信区间, 该区间反映了未知节点与信标节点间距离的有效范围。对第 n 个未知节点最近的 3 个信标节点分别构建置信区间 U_n^i , 其中 $i=1, 2, 3$, 区间范围为 $[U_n^{i-}, U_n^{i+}]$ 。对 3 个置信区间求交集, 获得未知节点位置的可行解集, 如式(18)所示:

$$\Phi = \bigcap_{i=1}^3 \{U = U_n, U_n^i = [U_n^{i-}, U_n^{i+}]\} \quad (18)$$

利用可行解集对测得的距离进行修正, 进一步减小外部干扰对距离采集的影响。

由于节点的位置受外界影响可能发生被动的偏移, 为了处理节点漂移问题, 以 T 为周期, 对距离矩阵进行对比。由于存在测量误差, 即使节点未发生漂移, 测量结果也可能产生偏差, 以阈值 λ 作为判断参数仿真是否误判的依据, 具体取值引用文献[18], 设置为 $0.3R$ (R 为通信半径)。如果距离偏差大于所设阈值, 那么对各节点重新进行定位。

4 实验结果和分析

为了验证 MDS-MAP(MS) 算法的性能, 本文使用 Matlab 对算法进行了仿真, 并在同样的仿真条件下与经典的 MDS-MAP 算法和改进的 MDS-MAP(P) 算法进行了对比分析, 以式(19)所示的平均定位误差作为评估算法定位效果的指标。

$$E = \left(\sum_{i=1}^n \|x_{\text{est}}(i) - x_{\text{real}}(i)\|^2 \right) / (n \times R) \quad (19)$$

其中, x_{est} 表示节点 i 的估计位置坐标, x_{real} 表示节点 i 的真实位置坐标, R 为节点的通信半径, n 为普通节点数目。

表 1 性能参数表

Table 1 Performance parameters

参数名	数值
节点初始能量/J	0.5
发射电路路径损耗/(nJ/bit)	50
自由空间放大系数/(pJ/(bit · m ²))	10
数据融合能量损耗/(nJ/bit)	5
数据包长度/(Byte/packet)	5

4.1 拼合仿真

对本文提出的簇间合并方法进行仿真实验, 随机选择两个相邻的簇, 如图 4(a) 和图 4(b) 所示, 簇内普通节点由空心圆表示, 实心方形则表示相邻簇的公共节点。两簇内节点以图 4(a) 的簇作为参考簇, 经过坐标融合与相对坐标转换后得到合并后的节点位置, 如图 4(c) 所示。两簇的公共节点数目为 2, 合并前与合并后的节点分布位置及间距基本一致。

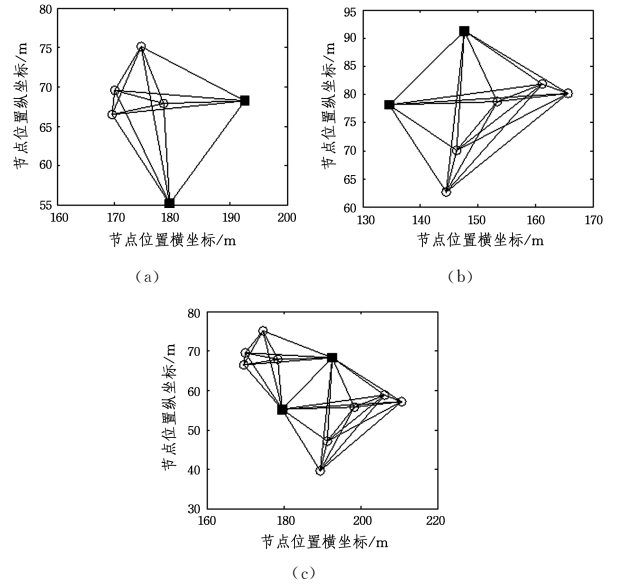


图 4 簇间合并仿真图

Fig. 4 Inter-cluster merge simulation diagram

对不同公共节点的簇间合并情况进行了仿真实验, 在两簇平均节点数目增加的情况下, 对相对坐标转换后的平均定位误差进行对比分析。如图 5 所示, 随着簇内节点数目的增加, 簇间距离信息与位置校准信息更加丰富, 簇内平均定位误差也相对更小。在公共节点数目较多的场景下, 测距误差带来的影响更小, 定位结果也更加稳定。本文提出的簇间合并方法对于公共节点较小的情况依然适用, 且定位误差不大于 3%。由于簇内节点个数通常大于 5, 因此本文提出的簇间合并方法能够有效应用于不同公共节点数目的簇间合并场景。

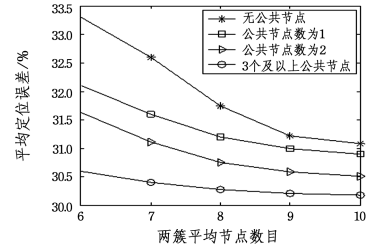


图 5 不同公共节点数目的性能比较

Fig. 5 Performance comparison of different numbers of common nodes

4.2 性能分析

由于算法在计算距离时, 使用的并不是实际距离而是通过信号强度采集得到的测算距离, 与实际位置的误差无法避免。本文在不同测距误差与不同网络连接度下, 对 100 个普通节点的定位误差进行了比较, 结果如图 6 所示。实验的信标节点依旧为 4 且位置不变。在不同测距误差下, 随着网络连接度的增加, 定位误差有明显改善, 并且在测距误差较大的情况下, MDS-MAP(MS) 算法的定位精度依旧能够保持在 30%~40% 之间, 定位效果较佳。当网络连通度大于 15 时, 由于冗余位置信息的累积, 各误差下的定位精度改善程度有限并稳定在较低的误差范围内。因此, MDS-MAP(MS) 算法能够适用于测距误差较大的定位环境, 外界干扰对其定位精度的影响较小。

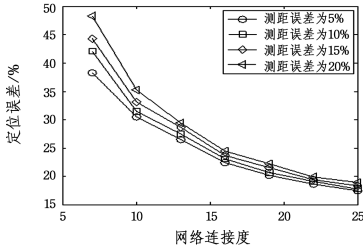
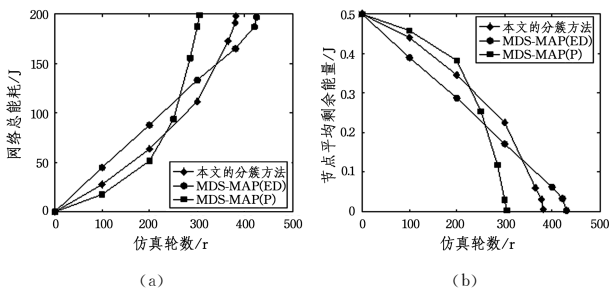


图6 不同测距误差的性能比较

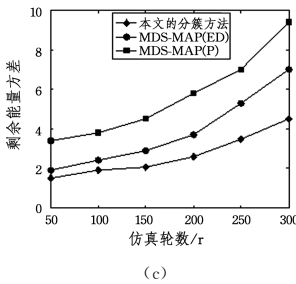
Fig. 6 Performance comparison of different ranging errors

图7(a)和图7(b)分别在大规模网络中对本文的分簇方法、MDS-MAP(P)算法以及基于剩余能量分簇的MDS-MAP(ED)算法的网络总能耗与节点平均剩余能量进行了仿真分析。由于需要获知领域节点的能量及密度信息,在节点能量充足的情况下,本文方法的能耗要略高于比较的两种算法。在仿真至200轮次后,部分节点的剩余能量过低,导致节点间完成测距所需要的能量不断增加,两种对比算法的能耗逐渐大于本文的分簇方法。由于仿真场景的节点密度较大,能量衰减速度也相对较快,而本文方法在节点能量较低的情况下依然能够保持相对稳定的能量衰减速度,保持能量的能力更为优秀。

为了进一步探究本文算法能耗的均衡性,对仿真300轮次的剩余能量的方差进行了测算。如图7(c)所示,由于本文使用的分簇方法选取剩余能量较高且能耗均衡性较好的节点作为簇头,随着仿真轮次的增加,剩余能量的方差始终保持在较低的水平且增长幅度较小,在能耗均衡性方面明显优于另外两种算法。因此,对于大规模动态网络中剩余能量不足以及节点能耗不均衡所导致的定位误差大的问题,本文的算法能够有效地减小其带来的影响。



(a) (b)



(c)

图7 能耗比较

Fig. 7 Comparison of energy consumption

4.3 误差比较

设置网络连通度为10,4个信标节点分布在四周,对100个节点进行定位仿真,本文算法的定位结果如图8所示,圆圈为算法估计位置,星号为实际节点位置,连线为定位误差,菱

形为信标节点。此时的定位误差为30.2%,估计位置与实际位置基本一致。

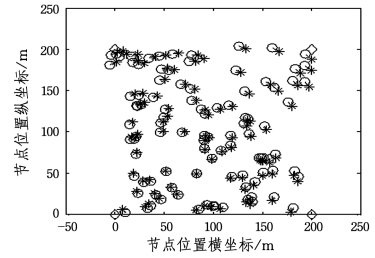


图8 MDS-MAP(MS)算法的定位结果

Fig. 8 Positioning results of MDS-MAP(MS) algorithm

对MDS-MAP(MS)算法在不同网络连通度以及不同数目目标节点下的平均定位误差进行了比较,如图9所示。当网络连通度越大,即待测节点数量越多,节点密度越大且节点间的信息更丰富时,可以利用几何度量方法的四边形也越多,最短路径也更加接近真实距离,因此其定位效果相较于连通度较低的情况更加优秀。当可用的信标节点个数大于6时,算法的定位性能提升有限,且当连通度大于10时,算法的定位误差相对稳定且保持在较低的水平。因此,对于信标节点密度较低的网络,只要网络连通度达到一定要求,MDS-MAP(MS)算法依然能够适用。由于真实应用场景下,节点的通信距离往往超过50m,因此算法的定位精度在大部分情况下是可以得到满足的,这也进一步体现了算法的实用性。通过仿真可以证明MDS-MAP(MS)算法可以应用于无线传感器网络的节点定位并且在高节点密度的网络中仍拥有较好的定位效果。

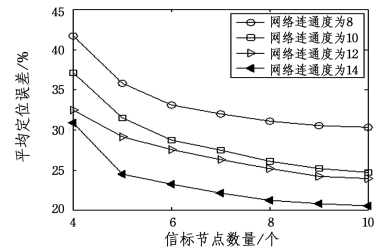


图9 不同连通度下的MDS-MAP(MS)算法的定位性能

Fig. 9 Localization performance for MDS-MAP(MS) algorithm under different connectivity

设置信标节点的个数为10,通过改变通信半径,对普通节点数目为250的平均网络连通度进行调整,连通度调整为7~30,增长步长为3。分别对经典的MDS-MAP算法、改进的MDS-MAP(P)算法与所提MDS-MAP(MS)算法进行50次仿真后计算节点的平均定位误差值,图10是3种算法的定位性能对比。由图中可知,连接度增加时,3种算法的定位的误差率也在稳定减小。在连通度高于20时,MDS-MAP(MS)算法的定位误差率明显低于另外两种算法,且在低连通度情况下,所提算法与经典的MDS-MAP算法的误差差值大于10%,与改进的MDS-MAP(P)算法的误差率接近,且效果更好。但随着连接度的增加,由于节点间的校准信息更加充足,各算法间的差异越来越小,并最终趋于稳定。比较可得,本文提出的MDS-MAP(MS)算法在各连通度下的平均定位

误差率均低于对比算法,定位效果显著。

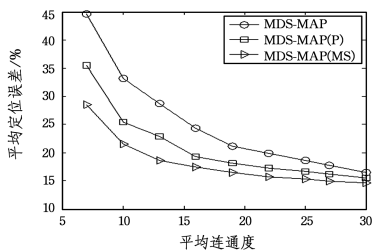


图 10 不同算法的定位性能

Fig. 10 Positioning performance of different algorithms

结束语 本文针对 MDS-MAP 算法定位误差大、未知节点到信标节点的距离信息不足的问题而提出的基于分簇与融合补偿策略的多维标度定位算法十分有效。将能耗信息与节点密度作为综合分簇指标,可以均衡能量损耗并减少累积误差。利用几何度量的方法将满足一定要求的普通节点补偿为簇间公共节点,降低了拼合要求,定位效果更加全面且有效。实验结果表明,所提的 MDS-MAP(MS)算法在大规模网络节点中的定位表现是十分优异的,不仅具有较高的定位精度、较低的拼合条件,而且具有较强的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] ZHANG D, LI G, ZHENG K, et al. An Energy Balanced Routing Method Based on Forward Aware Factor for Wireless Sensor Network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 10(1): 766-773.

[2] GHERBIC, ALIOUATZ, BENMOHAMMED M. An Adaptive Clustering Approach to Dynamic Load Balancing and Energy Efficiency in Wireless Sensor Networks[J]. Energy, 2016, 114(1): 647-662.

[3] MU L, QU X M, ZHOU Z. SARL: A flexible simulation architecture of range-based location in WSN[C]// The 35th Chinese Control Conference(CCC). Chengdu: IEEE, 2016: 8412-8417.

[4] GOLEIAN M, POELLABAUER C. Localization in heterogeneous wireless sensor networks using elliptical range estimation[C]// 2016 International Conference on Computing, Networking and Communications. Kauai: IEEE, 2016: 1-7.

[5] CAPKUN S, HAMDI M, HUBAUX J P. GPS-Free Positioning in Mobile Ad-hoc Networks[J]. Cluster Computing, 2003, 5(2): 157-167.

[6] HIGHTOWER J, BORIELLO G, WANT R. SpotON: An Indoor 3D Location Sensing Technology Based on RF Signal Strength [R]. Washington: University of Washington, 2005.

[7] KARBASI A, OH S. Robust localization from incomplete local information [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2013, 21(4): 1131-1144.

[8] WANG X S, HU Y L. Research on Distribution Multidimensional Scaling Localization Algorithm[J]. Computer Science, 2012, 39(2): 80-83, 87. (in Chinese)

王新生, 胡玉兰. 分布式多维标度定位算法的研究[J]. 计算机科

学, 2012, 39(2): 80-83, 87.

[9] FANG X M, JIANG Z H, NAN L, et al. Noise-aware localization algorithms for wireless sensor networks based on multidimensional scaling and adaptive Kalman filtering [J]. Computer Communications, 2017, 101(1): 57-68.

[10] PEI Z M. Wireless Sensor Network Localization Approach Based on Bayesian MDS[M]. Germany: Springer Singapore, 2018: 709-716.

[11] TIAN H L, QIAN Z H, WANG Y J, et al. Modified MDS-MAP Localization Algorithm with Distance Error Correction in Energy Clustering Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2017, 39(7): 1735-1740. (in Chinese)

田洪亮, 钱志鸿, 王义君, 等. 能量分簇传感器网络距离误差校正 MDS-MAP 定位算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(7): 1735-1740.

[12] ZHANG S, ER M J, ZHANG B H, et al. A Novel Heuristic Algorithm for Node Localization in Anisotropic Wireless Sensor Networks with Holes [J]. Signal Processing, 2017, 138(1): 27-34.

[13] JIA D, LIW H, WANG P, et al. An advanced distributed MDS-MAP localization algorithm with improved merging strategy[C]// IEEE International Conference on Information and Automation. Macedonia: IEEE, 2017: 1980-1985.

[14] SHANG Y, RUMEL W. Improved MDS-based localization[C]// Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies(IN-FOCOM 2004). Hong Kong: IEEE, 2004: 2640-2651.

[15] TANG L R, GONG Y, LUO Y T, et al. A 3D Position Algorithm Based on Euclidean for Wireless Sensor Networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 821-825. (in Chinese)

唐良瑞, 官月, 罗艺婷, 等. 一种基于 Euclidean 的无线传感器网络三维定位算法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 821-825.

[16] GREGORY H, FEI S, NESTOR C, et al. EE-LEACH: development of energy-efficient LEACH Protocol for data gathering in WSN[J]. Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking, 2015, 2015(1): 1-9.

[17] JIN R, CHE Z, XU H, et al. An RSSI-based localization algorithm for outliers suppression in wireless sensor networks[J]. Wireless Networks, 2015, 21(8): 2561-2569.

[18] KANCHI S, WELCH C. An efficient algorithm for finding large localizable regions in wireless sensor networks [J]. Procedia Computer Science, 2013, 19(2): 1081-1087.

[19] BI Y, CHEN L N, MIAO C Y. Node Localization and Drifted Node Detection for WSN[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2018, 39(1): 189-192. (in Chinese)

毕焯, 陈丽娜, 苗春雨. 无线传感器网络节点定位与漂移检测 [J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(1): 189-192.