



WSN 中基于稀疏观测和异步传输的分布式实时定位算法

马勇¹, 刘玉春^{2,3}

(1. 四川工程职业技术学院电气信息工程系, 四川 德阳 618000;

2. 周口师范学院机械与电气工程学院, 河南 周口 466001;

3. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘 要: 针对无线传感器网络 (WSN) 中现有集中式多维标度 (MDS-MAP) 节点定位算法在定位精度和分布式方面的不足, 提出一种基于稀疏观测和异步传输的分布式实时定位算法。首先在传统 MDS-MAP 算法中融入稀疏观测机制, 使其能够更好地符合实际观测场景; 然后提出一种异步传输序列, 使节点能够分布式计算距离观测, 并通过分布式计算结果给出位置估计; 最后通过提出的位置估计精化操作减小估计误差, 最终实现节点的精确定位。实验结果表明, 该算法具有较高的定位精度。

关键词: 无线传感器网络; 分布式实时定位; 稀疏观测; 异步传输序列; 多维标度

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016237

Distributed real-time localization algorithm based on sparse observation and asynchronous transmission in WSN

MA Yong¹, LIU Yuchun^{2,3}

1. Department of Electrical Information Engineering, Sichuan Engineering Technical College, Deyang 618000, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466001, China

3. National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract: For the issues that the existing centralized multi-dimensional scaling (MDS-MAP) localization algorithms in wireless sensor network (WSN) have localization accuracy and distributed problem, a distributed real-time localization algorithm based on sparse observation and asynchronous transmission in WSN was proposed. Firstly, the sparse observation mechanism was fused into the traditional MDS-MAP algorithm to make it better conform to the actual observation scene. Then an asynchronous transmission sequence was used to enable the nodes can distribute computing distance and obtain the position estimation. Finally, the estimation error was reduced by an elaboration operation, and the precise positioning of the node was realized. The experimental results show that this algorithm has high positioning accuracy.

Key words: wireless sensor network, distributed real-time localization, sparse observation, asynchronous transmission sequence, multi-dimensional scaling

1 引言

在无线传感器网络 (wireless sensor network, WSN) 系统中, 节点的位置信息非常重要。由于采用 GPS 定位需要增加设备且成本较高, 因此 WSN 定位技术近年来得到快速发展。目前 WSN 定位算法分为基于测距和非测距两类, 其中基于测距的定位算法精度较高, 对硬件要求也较高^[1]。

目前, 一种经典的基于多维标度 (multi-dimensional scaling, MDS)^[2] 技术的集中式定位算法 MDS-MAP 得到广泛应用。MDS-MAP 利用接收信号强度指示 (received signal strength indicator, RSSI)^[3] 测距方法, 以节点间的距离信息构造距离相异性矩阵, 并对其双重中心化后再进行特征分解, 最后在多维空间中, 借助锚节点坐标构造节点的绝对坐标。然而集中式的定位算法将所有信息汇聚到中心节点, 与中心节点较近的节点会因为通信量大而过早失效, 进而造成网络失效^[4]。因此, 研究人员在 MDS-MAP 算法基础上提出了多种改进型的分布式算法。例如, 参考文献[5]提出了一种分布式定位算法 MDS-MAP(P), 将每个节点进行分簇, 簇域内利用 MDS 方法求出各个局部坐标, 然后结合锚节点坐标信息, 将局部坐标组成一个全局坐标系。然而, 该算法中节点的权重只取 0 和 1, 对所有的邻居节点等同对待, 影响了定位性能。为此, 参考文献[6]提出一种分布式加权 MDS 定位算法 dwMDS, 其采用与测距大小相关的高斯核加权机制, 对距离远的邻居节点分配较小权值, 对距离近的分配较大权值。然而, 这些定位算法都必须获得完整的距离矩阵, 基于节点间距离信息进行坐标计算。在现实情况下, 传感器节点的测距范围有限, 某些节点对之间的距离无法测量^[7], 因此一般只能获得稀疏距离矩阵。

为此, 基于 MDS-MAP 算法, 提出一种分布式实时 (distributed real-time, DRT) 多维标度的 WSN 定位算法——DRT-MDS。该算法构建了一种稀疏观测模型, 使 MDS 算法能够更加符合实际观测场景, 在测量距离的同时能够对位置进行无偏估计; 提出一种异步传输机制, 解决传统集中式 MDS 中, 所有节点在任何时候都需要共享观测这一问题, 以此实现分布式 MDS; 将提出的 DRT-MDS 算法的估计值作为初步估计, 然后利用最大似然估计 (maximum likelihood estimation, MLE) 算法进行精化, 以此提高估计精度。

实验结果表明, 提出的算法具有较高的定位精度, 在 6 m×15 m 的空间内定位均方根误差约为 0.4 m。

2 WSN 中的 RSSI 测距模型

2.1 网络模型

假设 N 个传感器节点试图估计它们各自的位置, 位置定义为 $\{z_1, \dots, z_N\}$, 对于任何 $i, z_i \in R^p, p=2$ 或 3 。每个传感器 i 观测与其他传感器 $j \neq i$ 之间的 RSSI 测量值为 P_{ij} 。这里, P_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间欧氏距离 $d_{ij} = \|z_i - z_j\|$ 的函数。目标是设计一种分布式实时算法, 以使每个传感器节点根据距离的噪声测量来估计其位置。

2.2 接收信号模型

根据对数正态阴影模型 (lognormal model of the shadow, LNSM)^[8] 来建模 RSSI 测量, 使其作为传感器距离 d 的函数。

设定传感器 i 和 j 之间的距离为 d_{ij} , 则 i 和 j 之间的 RSSI 值 P_{ij} 为^[9]:

$$P_{ij} = -PL(d_{ij}) + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

其中, $PL(d_{ij})$ 为距离 d_{ij} 时的信号传输平均路径损失。 ε_{ij} 为均值为零、方差为 σ^2 的热噪声。当传感器 i 获得了 T 个独立的 RSSI 值 $P_{ij}(1), \dots, P_{ij}(T)$, 令 $\bar{P}_{ij} = T^{-1} \sum_{t=1}^T P_{ij}(t)$ 为经验平均。那么, 平方距离 d_{ij}^2 的无偏估计 $D(i, j)$ 为:

$$D(i, j) = d_0^2 \frac{10^{(-\bar{P}_{ij} - PL_0)/5\eta}}{C^4} \quad (2)$$

其中, $C = 10^{\sigma^2 \ln 10 / (2T(10\eta)^2)}$ 。平方距离无偏估计的构建是 MDS-MAP 算法的基本组成。

3 实时 MDS-MAP 算法

3.1 传统 MDS-MAP 算法

传统集中式 MDS-MAP 算法中, 定义 S 为平方距离 d_{ij}^2 的 $N \times N$ 维矩阵, 即 $S(i, j) = d_{ij}^2$ 。MDS-MAP 算法假定所有坐标都在原点, 这样只需要进行线性转换即可从距离信息中得到坐标^[10]。引入矩阵 M 表示 S 的中心:

$$M = -\frac{1}{2} J_{\perp} S J_{\perp} \quad (3)$$

其中, 中心矩阵 $J_{\perp}$ 为 $J_{\perp} = I_N - GG^T/N$ 。 I_N 为 $N \times N$ 维单位矩阵, G_1 为 N 维全 1 方阵。

设节点的坐标为 Z , 当 M 对称、非负且秩为 p 时, 则:

$$M = ZZ^T \quad (4)$$



那么,可对 M 做奇异值分解,求得 N 个特征值 λ ,并按递减排序获得序列 $\{\lambda_k\}_{k=1}^N$ 。令 $\{u_k\}_{k=1}^p$ 表示对应于单位范数 $N \times 1$ 维的特征向量。那么,传感器的中心坐标 $Z = (\sqrt{\lambda_1} u_1, \dots, \sqrt{\lambda_p} u_p)$ 。实践中,矩阵 S 通常不完全已知,必须通过一个估计矩阵 $\hat{S}$ 来代替,即 $\hat{S}(i,j) = D(i,j)$ 。MDS-MAP 定位过程如下所示。

算法 1 集中批处理 MDS-MAP 定位算法

输入 所有 i,j 节点对平方距离的噪声估计 $D_n(i,j)$ 。

(1) 计算矩阵 $\hat{S} = (D(i,j))_{i,j=1,\dots,N}$;

(2) 设置 $M = -\frac{1}{2} J_{\perp} \hat{S} J_{\perp}$;

(3) 获得特征向量 $\{u_k\}_{k=1}^p$ 和 M 的特征值序列 $\{\lambda_k\}_{k=1}^N$ 。

输出 $\hat{Z} = (\sqrt{\lambda_1} u_1, \dots, \sqrt{\lambda_p} u_p)$ 。

3.2 融入稀疏观测的实时 MDS-MAP 算法

在上述批处理 MDS 算法中,在坐标估计之前需要进行测量。然而,实时系统中,传感器在测量与其他传感器相对距离的同时还需要估计它们的位置。

在现实环境中,由于传感器节点的测距能力有限和复杂的信道环境,每次测量 RSSI 值都不一定成功,只具有一定的成功率,因此需要以一种稀疏距离矩阵来表示测量,为此构建一种稀疏观测模型,以此估计出更符合实际场景的距离值。另外,引入了独立集合 $r.v.'s(P_{ij}(n); i,j=1,\dots,N, n \in N)$ 使得每个 $P_{ij}(n)$ 遵循 LNSM 模型。定义在 n 时刻时的平方距离无偏估计 $D_n(i,j)$ 为 $D_n(i,j) = d_0^2 \frac{10^{(-P_{ij}(n) - PL_0)/5\eta}}{C^4}$, 其中, $E[D_n(i,j)] = d_{ij}^2$ 。

定义 1 (稀疏观测) 在每个时刻 n , 传感器 i 以概率 q_{ij} 获得一个与其他传感器 $j \neq i$ 的平方距离的估计 $S_n(i,j) = A_n(i,j) D_n(i,j)$ 。其中, $(A_n)_n$ 是一个独立同分布(i.i.d)随机变量序列,其组件 $A_n(i,j)$ 遵循具有参数 q_{ij} 的伯努利分布。节点 i 的观测为时刻 n 处矩阵 $A_n O D_n$ 的第 i 行,其中, O 代表 Hadamard 乘积运算^[11]。

定理 1 假设对于所有 (i,j) 节点对,有 $q_{ij} > 0$, 设置 $W = [q_{ij}^{-1}]_{i,j=1}^N$, 令 A_n, S_n 如上定义。则 S 的无偏估计为矩阵 S_n , 即 $E[S_n] = S$:

$$S_n = W O A_n O D_n \quad (5)$$

当处理具有给定期望 M 的随机矩阵 M_n 时, M 的主要特征空间可通过 MDS 算法恢复。以递归方式定义 $N \times p$ 维矩阵的一个序列 U_n , 其代表 M 的 p 个单位特征向量在 n 时

刻的估计。迭代过程如下:

$$U_n = U_{n-1} + \gamma_n (M_n U_{n-1} - U_n (U_{n-1}^T M_n U_{n-1})) \quad (6)$$

其中, $\gamma_n > 0$ 为步长。注意,在实践中,该算法可能受到数值不稳定性的影响。可以引入重正化步骤以避免不稳定性,即引入一个二次投影步骤到式(6)中,形成:

$$U_n = \Pi_K [U_{n-1} + \gamma_n (M_n U_{n-1} - U_n (U_{n-1}^T M_n U_{n-1}))] \quad (7)$$

其中, Π_K 为一个到任意凸面集 K 上的投影,凸面集须选得足够大,以包含所有列为单位范数的矩阵。通常情况下,设置 $K = [-a, a]^p \times \dots \times [-a, a]^p$, 其中, $a > 1$ 。

为了得到传感器位置的估计值,除了特征向量外还需要估计主要特征值。令 $u_{n,k}$ 表示矩阵 U_n 的第 k 列。定义递归量 $\lambda_{n,k}$ 为:

$$\lambda_{n,k} = \lambda_{n-1,k} + \gamma_n (U_{n-1,k}^T M_n u_{n-1,k} - \lambda_{n-1,k}) \quad (8)$$

最后,根据批处理 MDS 算法 1 中的步骤 3,所估计的传感器中心坐标为:

$$\hat{Z}_n = (\sqrt{\lambda_{n,1}} u_{n,1}, \dots, \sqrt{\lambda_{n,p}} u_{n,p}) \quad (9)$$

式(7)~式(9)的结合提供了 MDS-MAP 算法的实时版本。然而,在每个步骤都要计算矩阵 M_n 以及式(6)中的矩阵乘积。

4 提出的分布式实时 MDS-MAP 算法

4.1 异步传输模型

从第 3 节得知,要估计特征空间,首先需要获得矩阵 M 的无偏估计。在集中式 MDS-MAP 中,这个估计由矩阵 $M_n = -\frac{1}{2} J_{\perp} S_n J_{\perp}$ 给出。其中,节点 i 可以访问第 i 行平均

值 $\bar{S}_n(i) \triangleq \frac{1}{N} \sum_j S_n(i,j)$, 即矩阵 $S_n J_{\perp}$ 可以无需在网络中通过进一步信息交换来获得。另一方面, $J_{\perp} S_n J_{\perp}$ 需要计算矩阵 $S_n J_{\perp}$ 的每列平均,即 $\frac{1}{N} \sum_j S_n(j,i)$ 。然而,在分布式定位中,这些任务是很难实现的,因为这将要求所有节点在任何时候都共享它们的观测^[12]。

对所有 (i,j) , M 的无偏估计表示如下:

$$M(i,j) = \frac{\bar{d}^2(i) + \bar{d}^2(j)}{2} - \frac{d_{i,j}^2 + \delta}{2} \quad (10)$$

其中, $\bar{d}^2(i) = \sum_k d_{ik}^2$ 和 $\delta = \frac{1}{N} \sum_j \bar{d}^2(i)$ 。注意, d_{ij}^2 和 $\bar{d}^2(i)$

可以分别通过 $S_n(i,j)$ 和 $\bar{S}_n(i)$ 进行估计。然而,需要额外的通信来估计 δ , 因为它对应于所有平方距离的平均值。定义:

$$\hat{M}_n(i, j) = \frac{\bar{S}_n(i) + \bar{S}_n(j)}{2} - \frac{S_n(i, j) + \delta(i)}{2} \quad (11)$$

其中, $\delta_n(i)$ 为在传感器 n 上 δ 的估计。

现在面临两个问题: 首先, 构建 $\delta_n(i)$ 作为 δ 的无偏估计; 其次, 需要避免对所有节点对 (i, j) 的 $\hat{M}_n(i, j)$ 计算, 仅仅计算其中一部分。为了避免上述问题, 引入了一种异步传输序列 (asynchronous transmission sequence, ATS) 的概念。

定义 2 (异步传输序列) 当满足下列 4 个条件时: 所有变量 $(l_n, Q_{n,i})_{i \in N}$ 独立; l_n 在集合 $\{1, \dots, N\}$ 上均匀分布; $\forall i \neq l_n, Q_{n,i}$ 是一个参数为 q 的伯努利变量 (q 为实数且 $0 < q < 1$), 即 $P[Q_{n,i}=1]=q$; $Q_{n,l_n}=0$ 。随机向量序列 $T_n=(l_n, Q_{n,i}; i \in \{1, \dots, N\}, n \in N)$ 为异步传输序列, 令 $(T_n)_n$ 表示 ATS。

ATS 中, 在时刻 n , 设定给定节点 $l_n \in \{1, \dots, N\}$ 被唤醒, 并传输其局部行平均 $\bar{S}_n(l_n)$ 给其他节点。所有使 $Q_{n,i}=1$ 的节点 i 都能够接收该消息。对于任意 i , 设置:

$$\delta(i) = \frac{\bar{S}_n(i)}{N} + \frac{\bar{S}_n(l_n)Q_{n,i}}{q} \quad (12)$$

4.2 无偏估计构建

第 4.1 节获得了 M 的分布和无偏估计, 基于此计算实时 MDS 算法的无偏估计。

假设在时刻 n 给定一个当前估计 U_{n-1} , 且以 $N \times p$ 维矩阵形式表示。其中, 对于每个 i , U_{n-1} 的第 i 行 $U_{n-1}(i)$ 是一个变量, 其物理上由节点 i 处理。

根据式 (6), 实时 MDS 算法需要中间值的估计, 作为 MU_{n-1} 和 $U_{n-1}^T M_n U_{n-1}$ 的无偏估计。

对于 MU_{n-1} 的计算, 假设活动节点 l_n (即传输 $\bar{S}_n(l_n)$ 的节点) 也能同时传输其局部估计 $U_{n-1}(l_n)$ 。因此, 在 $\frac{1}{N}$ 概率下, 节点 l_n 发送其先前估计 $U_{n-1}(l_n)$ 和 $\bar{S}_n(l_n)$ 到所有能够使 $Q_{n,i}=1$ 的节点 i 。接着, 所有节点计算:

$$Y_n(i) = \hat{M}_n(i, i)U_{n-1}(i) + \frac{N}{q}U_{n-1}(l_n)\hat{M}_n(i, l_n)Q_{n,i} \quad (13)$$

当 $N \times p$ 维矩阵 Y_n 的第 i 行与 $Y_n(i)$ 一致时, 可作为 MU_{n-1} 的无偏估计。

现在计算第二项 $U_{n-1}^T M_n U_{n-1}$ 。考虑 $(T_n)_n$ 中有一个 $ATS(T_n)_n$ 独立。在时刻 n , 节点 l'_n 被均匀随机地唤醒, 并广播 $U_{n-1}(l'_n)Y_n(l'_n)$ 到其他节点, 其中接收节点为能够使 $Q_{n,i}'=1$ 的节点 i 。至此, 所有节点都能够计算 $p \times p$ 维估计矩阵:

$$A_n(i) = U_{n-1}^T(i)Y_n(i) + \frac{N}{q}U_{n-1}(l'_n)Y_n(l'_n)Q_{n,i}' \quad (14)$$

其中, $A_n(i)$ 为 $U_{n-1}^T M_n U_{n-1}$ 的无偏估计。

4.3 分布式实时 MDS-MAP 算法

对于任意节点 i 的两个变量 $U_n(i)$ 和 $\lambda_n(i)$, 则有:

$$U_n(i) = U_{n-1}(i) + \lambda_n(Y_n(i) - U_{n-1}(i)A_n(i)) \quad (15)$$

$$\lambda_n(i) = \lambda_{n-1}(i) + \gamma_n(\text{diag}(A_n(i)) - \lambda_{n-1}(i)) \quad (16)$$

式 (15) 中, 设定 $U_n(i) = (u_{n,1}(i), \dots, u_{n,p}(i))$ 。在式 (15) 中引入一个投影步骤 Π_k , 以避免数值不稳定。最后根据式 (9), 每个传感器 i 获得其估计位置 $\hat{Z}_n(i)$:

$$\hat{Z}_n(i) = (\sqrt{\lambda_{n,1}(i)}u_{n,1}(i), \dots, \sqrt{\lambda_{n,p}(i)}u_{n,p}(i)) \quad (17)$$

接下来总结了提出的算法, 在每次迭代时刻 n , 仅执行两个通信过程, 即随机选择节点发给 $ATS's T_n$ 和 T'_n 。

算法 2 分布式实时 MDS-MAP 定位 (DRT-MDS) 算法更新: 在时刻 $n=1, 2, \dots$

[观测]: 每个传感器节点 i , 执行:

对其 RSSI 进行稀疏观测, 以对于一些 j 获得 $(D_n(i, j))$, 使得 $A_n(i, j)=1$ (定义 1)。设置 $S_n(i, j) = \begin{cases} q_{ij}^{-1}D_n(i, j), & A_n(i, j)=1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$,

并设置 $\bar{S}_n(i) = \frac{1}{N} \sum_j S_n(i, j)$ 。

[通信]: 随机选择一个节点 l_n 被唤醒, 然后依次进行如下步骤。

- (1) 节点 l_n 广播 $U_{n-1}(l_n)$ 和 $\bar{S}_n(l_n)$ 到能够使 $Q_{n,i}=1$ 的节点 i 。
- (2) 每个节点 i 通过式 (13) 计算 $Y_n(i)$ 。
- (3) 随机选择一个节点 l'_n , 广播 $U_{n-1}(l'_n)Y_n(l'_n)$ 到能够使 $Q_{n,i}'=1$ 的节点 i 。
- (4) 每个节点 i , 通过式 (14)、式 (15) 更新 $U_n(i)$, 并通过式 (17) 更新 $\hat{Z}_n(i)$ 。

不像传统 MDS-MAP 算法在网络中的唯一点上收集传感器距离并进行处理。提出的算法是分布式的, 没有融合中心或汇聚节点。依赖于节点间的信息交换, 将距离的观测和计算都扩散到整个传感器网络, 由各节点自行计算, 而不是以集中的方式来执行。这样就均衡了各节点的能量消耗, 使其能够应用于较大规模的网络。

5 基于 MLE 的定位精化

为了更精确地估计传感器的位置, 融入了一个位置精化过程。其基于与观测 RSSI 值相关的统计模型, 以最大似然估计 (MLE)^[13] 技术估计未知位置, 以此提高 DRT-MDS 算法的估计精度。



值得注意的是,似然函数通常是非凸的。因此,不能期望以一个标准梯度上升来提供最大似然估计^[14]。由于这个原因,在初期阶段,将所提出的 DRT-MDS 算法用于初步估计,利用提出的精化算法在 DRT-MDS 输出邻域内进行精细优化。

5.1 似然函数

考虑一个连通图 $G=(V,E)$, 其中, $V=\{1,\dots,N\}$ 为传感器集合, E 为非定向边集合。令 $A\subset\{1,\dots,N\}$ 为锚节点集合, 即对于每个 $k\in A$, 节点 k 的位置 z_k 已知。从而, 未知位置参数为坐标 $z=(z_i; i\in\bar{A})$ 集合, 其中, $\bar{A}=V/A$ 。 N_i 表示集合 $\bar{A}$ 中节点 i 的邻居, M_i 表示节点 i 的锚节点邻居, $z_N=(z_j; j\in N_i\cup\{i\})$ 。对于节点 (i,j) 链接对, 根据 LNSM 模型, 令 $P_{ij}(n)(n\in N)$ 为 i.i.d. 序列。同样, $\hat{l}_{ij}(n)=\frac{-P_{ij}(n)-PL_0}{10\eta}$ 服从均值为 $\lg d_{ij}$ 、方差为 $\frac{\sigma^2}{100\eta^2}$ 的正态分布, 根据式 (1) 可以得到 $\hat{l}_{ij}(n)=\lg d_{ij}+\frac{\varepsilon_{ij}}{10\eta}$ 。基于在给定时刻 n 的观测 $\hat{l}_{ij}(n); i\sim j$, 似然函数与未知传感器位置的关系可以表示为^[15]:

$$L_n(z)=\sum_{i=1}^N f_{i,n}(z_{N_i}) \quad (18)$$

其中:

$$\begin{aligned} f_i(z_{N_i}) &= \sum_{j\in N_i} (\hat{l}_{i,j}(n) - \lg \|z_i - z_j\|)^2 \\ &= \sum_{k\in M_i} (\hat{l}_{ik}(n) - \lg \|z_i - z_k\|)^2 \end{aligned} \quad (19)$$

5.2 分布式实时 MLE 精化定位

提出了一种基于 MLE 的分布式实时定位精化过程, 用来优化 DRT-MPS 的定位误差, 算法过程表述如下。

算法 3 分布式实时 MLE

更新: 在时刻 $n=1,2,\dots$

每个节点 i 获得 $\{P_{ij}(n)\}_{j\in N_i}$ 和 $\{P_{ik}(n)\}_{k\in M_i}$, 然后计算其位置集合的初步估计:

$$\tilde{z}_{N_i,n} = z_{N_i,n-1} - \gamma_n \nabla f_{i,n}(z_{N_i,n-1})$$

在 $\bar{A}$ 中均匀随机选择两个节点 i,j , 交换它们的初步估计位置和估计值的平均值:

$$\begin{aligned} \forall l \in N_i \cap N_j, z_{N_i,n}(l) &= \frac{z_{N_i,n}(l) + z_{N_j,n}(l)}{2} \\ z_{N_j,n}(l) &= z_{N_i,n}(l) \end{aligned}$$

否则, $\forall l \notin N_i \cap N_j$ 或 $m \neq i, j$, set $z_{N_m,n}(l) = \tilde{z}_{N_m,n}(l)$

6 实验及分析

6.1 实验数据

为了获得实际场景中的 RSSI 值, 在一个实际物联网平台上进行实验。平台上具有 50 个 WSN430 传感器节点, 通信标准为 ZigBee IEEE 802.15.4, 操作频率为 2.4 GHz。传感器节点位于大小为 $6\text{ m}\times 15\text{ m}$ 的空间内, 选择 6 个节点作为锚节点(地标)。LNSM 模型的环境参数设置为 $\sigma^2=28.16\text{ dB}$ 、 $PL_0=-61.71\text{ dB}$ 和 $\eta=2.44$ 。对于提出的 DRT-MDS 算法, 设置 $q_{ij}=0.8\ \forall i,j$ 、 $q=0.85$ 和 $\gamma_n=\frac{0.015}{\sqrt{n}}$ 。

6.2 性能比较

图 1 描述了 1000 次迭代后, 提出的分布式 DRT-MDS 算法和 dwMDS 算法所估计的位置坐标。其中, 符号“*”表示估计的位置, 符号“○”表示真实位置, 符号“□”用来突出

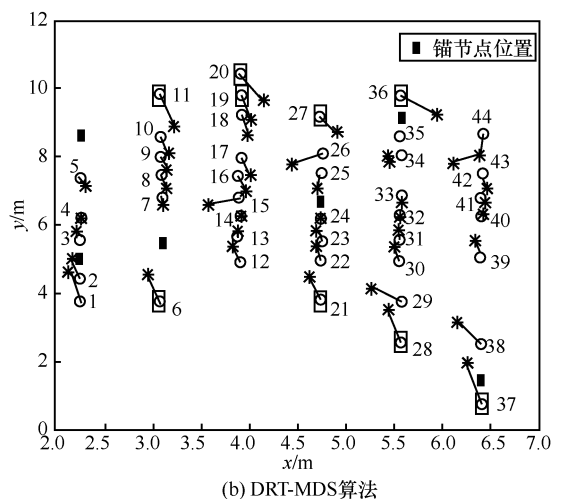
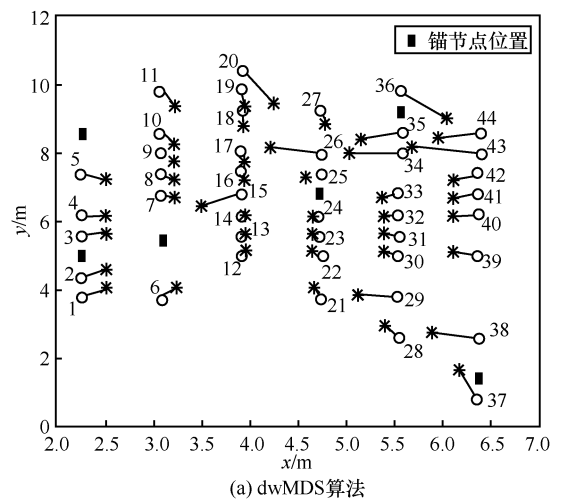


图 1 分布式 MDS 算法的位置估计结果

显示一些偏离较大的估计。可以看出,接近网络中心的区域于比周边区域的位置估计更准确。图 1 (b) 显示出 DRT-MDS 算法对这些外侧位置的估计比 dwMDS 更准确。然而,DRT-MDS 算法中仍然会有几个较大偏差的估计位置,这是因为露天实验环境的复杂,标准信号模型不能完全符合各种实际环境情况。

图 2 显示了在图 1 (b) 所示环境中,DRT-MDS 算法锚节点上的估计距离与实际距离的对比。其中,锚节点的位置为(2.26,4.973),标记“□”为对应于图 1(b)中方形突出显示的传感器节点。可以看出,估计距离围绕实际距离分布,其中,最大估计误差约为 1 m,平均估计误差约为 0.5 m,说明了提出的 DRT-MDS 算法能够较精确地对传感器进行定位。

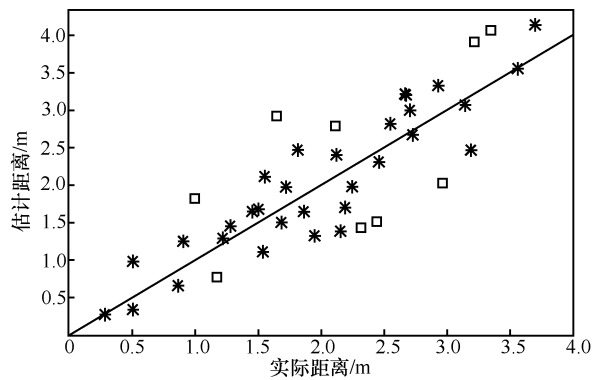


图 2 DRT-MDS 算法在锚节点上的估计距离

然后,对提出的估计精化操作的有效性进行验证。表 1 给出了传统 MDS-MAP、MDS-MAP(P)、dwMDS 和提出的 DRT-MDS 算法通过本文精化操作后的 RMSE 值。可以看出,精化操作能够提高各种算法的估计精度,其中,DRT-MDS 获得了最大提升,且最终 RMSE 值最低。另外,对于 RMSE,3 种 MDS 改进算法获得的精度都高于原始 MDS-MAP 方法。

为了进一步比较各种 MDS 方法的性能差别,图 3 描述了 3 种 MDS 改进算法的整体位置估计精度比较。可以

表 1 各种算法中 44 个估计位置的
平均均方根误差 (RMSE)

操作	RMSE			
	MDS-MAP	MDS-MAP(P)	dwMDS	DRT-MDS
精化之前	1.87	1.58	1.37	1.26
精化之后	1.05	0.79	0.55	0.41
提高百分比	44%	50%	60%	67%

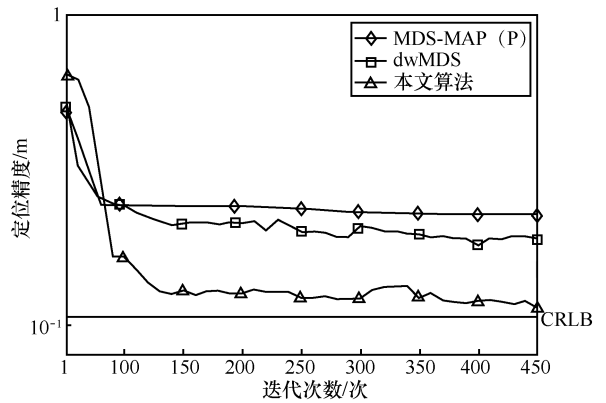


图 3 各种 MDS 改进算法位置估计的 RMSE

看出,随着迭代次数的增加,DRT-MDS 算法的定位误差会迅速降低,在 150 次迭代后趋于稳定,约为 0.51 m,相比于其他 2 种方法具有明显的改善效果。另外,从各种方法的误差曲线可以看出,对于收敛速度,提出的 DRT-MDS 算法略微劣于现有方法,但也能够满足实时性定位要求。相比于定位精度的有效提升,收敛速度的略微劣势可忽略。

7 结束语

基于 MDS 算法提出一种分布式实时 MDS 定位算法,通过实时学习相似性矩阵的分布式特征值分解来实现自我定位。提出的算法不要求 RSSI 测量共享,在定位之前也不需要收集测量数据,可以在每次新的 RSSI 测量执行时动态更新传感器位置的当前估计,实现了实时定位。在实际场景中的实验结果表明,相比其他几种改进型 MDS 算法,提出的算法获得了最高的定位精度。在保证定位精度性能的前提下,将考虑简化算法过程,降低算法复杂度,提高收敛速度。

参考文献:

[1] 唐琳,夏越. 基于定向天线的无线传感网络环境自适应定位算法[J]. 电信科学, 2012, 28(7): 80-85.
TANG L, XIA Y. Wireless sensor network environment adaptive localization algorithm based on directional antenna [J]. Telecommunications Science, 2012, 28(7): 80-85.
[2] 陈岁生,卢建刚,楼晓春. 基于 MDS-MAP 和非线性滤波的 WSN 定位算法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2012, 46(5): 866-872.
CHEN S S, LU J G, LOU X C. Localization algorithm for wireless sensor networks based on MDS-MAP and nonlinear

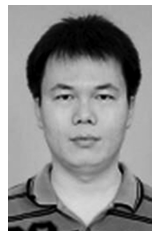


- filtering[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2012, 46(5): 866-872.
- [3] 谭志, 张卉. 无线传感器网络 RSSI 定位算法的研究与改进[J]. 北京邮电大学学报, 2013, 36(3): 88-91.
TAN Z, ZHANG H. A modified mobile location algorithm based on RSSI [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2013, 36(3): 88-91.
- [4] VANHEEL F, VERHAEVERT J, LAERMANS E, et al. Pseudo-3D RSSI-based WSN localization algorithm using linear regression [J]. Wireless Communications & Mobile Computing, 2015, 15(9): 1342-1354.
- [5] SHON M, JO M, CHOO H. An interactive cluster-based MDS localization scheme for multimedia information in wireless sensor networks [J]. Computer Communications, 2012, 35(15): 1921-1929.
- [6] 刘健苗, 许新忠, 黄书广, 等. 改进的分布式无线传感器网络多维标度定位算法[J]. 传感技术学报, 2014, 27(5): 692-697.
LIU J M, XU X Z, HUANG S G, et al. Advanced distributed multidimensional scaling localization algorithm for wireless sensor network[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(5): 692-697.
- [7] PATIL S, ZAVERI M. MDS and trilateration based localization in wireless sensor network [J]. Wireless Sensor Network, 2011, 3(6): 198-208.
- [8] 庞博, 秦小麟, 江国华, 等. 权重感知的三维室内无线传感器网络部署算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(6): 31-36.
PANG B, QIN X L, JIANG G H, et al. Weight aware wireless sensor network deployment in 3D indoor space with obstacles[J]. Computer Science, 2014, 41(6): 31-36.
- [9] GRACIOLI G, FROHLICH A A, PIRES R P, et al. Evaluation of an RSSI-based location algorithm for wireless sensor networks[J]. IEEE Latin America Transactions, 2011, 9(1): 830-835.
- [10] LU X, DONG D, LIAO X. MDS-based wormhole detection using local topology in wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2012, 11(2): 1548-1551.
- [11] ATSHAN W G. On a new subclass of univalent function with negative coefficients defined by Hadamard product [J]. European Journal of Scientific Research, 2014, 119(3): 462-472.
- [12] 陈杨, 吴海燕, 季仲梅. 基于图刚性的无线传感器网络定位新算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1467-1470.
CHEN Y, WU H Y, JI Z M. New node localization algorithm for wireless sensor networks based on graph rigidity [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(5): 1467-1470.
- [13] 钟丽鸿, 胡成全, 金京姬. 基于 RSSI 极大似然估计定位算法的分析与实现[J]. 吉林大学学报:理学版, 2014, 22(3): 1083-1089.
ZHONG L H, HU C Q, JIN J J. Analysis and implementation of maximum likelihood estimation positioning algorithm based on RSSI[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2014, 22(3): 1083-1089.
- [14] ZHONG L, CUI Y, HE L, et al. Error analysis for node localization using maximum likelihood estimation method in wireless sensor networks [J]. Energy Procedia, 2011, 13 (5): 994-1001.
- [15] 丁华强, 齐光快, 庄华亮, 等. 基于负约束条件下最大似然估计的无线传感网络定位算法 [J]. 传感技术学报, 2014, 27(11): 1545-1550.
DING H Q, QI G K, ZHANG H L, et al. Localization in WSN based on maximum likelihood estimation with negative constraint[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27 (11): 1545-1550.

[作者简介]



马勇(1959-),男,四川工程职业技术学院副教授,主要研究方向为计算机网络、Web挖掘等。



刘玉春(1979-),男,周口师范学院讲师,西安电子科技大学博士生,主要研究方向为 WSN、无源雷达成像等。