

一种基于 N -最优阶次序列的无线传感器网络节点定位方法

裴忠民¹ 邓志东¹ 徐硕² 许潇¹

摘要 基于阶次序列的无线传感器网络 (Wireless sensor networks, WSN) 定位方法是一种新颖的高精度定位方法, 该方法将定位空间划分为不同的子区域, 每个子区域用一条阶次序列唯一标识. 但该方法存在区域边界节点定位误差较大且不能保证平均定位误差最优. 提出了一种基于 N -最优阶次序列的节点定位方法. 首先基于无线信号衰减模型产生虚拟测试点, 以参考点为样本, 通过随机采样确定最优 N 值, 然后选择阶次位于前 N 位的序列所表示的子区域, 对目标进行加权定位. 文中完成了 100 个节点的仿真实验、15 个 ZigBee 网络硬件节点的室外实验以及 10 个 ZigBee 硬件节点的防空洞模拟矿井应用实验. 结果表明, 本文方法有效地降低了平均定位误差, 并改善了边界节点的定位精度.

关键词 无线传感器网络, 定位, 信号强度指示, 阶次序列

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.00199

A New Localization Method for Wireless Sensor Network Nodes Based on N -best Rank Sequence

PEI Zhong-Min¹ DENG Zhi-Dong¹ XU Shuo² XU Xiao¹

Abstract Rank sequence-based localization method is a novel and high-accuracy wireless sensor networks (WSN) localization technique. The localization space is divided into distinct sub-regions and each is uniquely identified by a rank sequence. However, the localization errors for nodes on the edge of a region are rather large and they are not optimal in view of average localization errors. This paper proposes a new N -best rank sequence localization method. The best value N is first achieved using the random sampling for reference nodes based on a wireless channel fading model, and the coordinates for the target are then computed through selecting the top N rank sequences. We have conducted the simulation with 100 nodes, the outdoor experiment with 15 ZigBee physical nodes, and the air-raid shelter tunnel test with 10 ZigBee nodes. All the results have shown that our method reduces the average localization errors and improves the localization accuracy for nodes on the edge of the region.

Key words Wireless sensor network (WSN), localization, received signal strength indicator, rank sequence

实现对移动目标的精确定位与跟踪是无线传感器网络 (Wireless sensor networks, WSN) 研究中的热点问题. 依据是否计算节点间的距离, 可将 WSN 定位方法划分为基于测距的定位方法, 如到达时间 (Time of arrival, TOA) 算法、到达时间差 (Time difference of arrival, TDOA) 算法、到达角度 (Angle of arrival, AOA) 算法、信号强度指示 (Received signal strength indicator, RSSI) 算法等^[1], 以及距离无关的定位方法, 如质心算法、三角内点测试 (Approximate point in triangulation

test, APIT) 算法、距离矢量 (Distance vector-hop, DV-Hop) 算法、多维尺度度量 (Multi dimensional scaling, MDS) 定位算法^[2-4]等. 基于测距的定位方法一般通过测距传感器或距离转换实现, 其定位精度依赖于距离测量的准确性. 距离无关的定位方法多通过几何的方法实现, 其定位精度往往与网络的拓扑结构有关. 根据是否有大量参考点的存在, 又可将 WSN 定位方法划分为有参考点的定位方法和参考点无关的定位方法. 参考点无关的定位方法适用于随机撒布节点的应用场景, 节点在仅知少数参考点绝对坐标的前提下, 通过计算得到其他参考点的坐标, 进而实现对移动目标的定位. 该类方法的不足是存在误差累积. 相对地, 基于参考点的定位方法, 可以通过工程测量等手段预先测得参考点的绝对坐标, 可确保参考坐标的准确性. 该类方法的定位精度相对较高, 更适合于主动环境下的 WSN 应用. 例如, 在煤矿井下实现对作业人员定位的 WSN 应用中, 可以预先在井下布设一些参考节点, 并将其位置信息预先输入系统, 从而为目标定位构建一个智能环境空间.

收稿日期 2008-11-12 录用日期 2009-03-25
Manuscript received November 12, 2008; accepted March 25, 2009

国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2006AA04Z208) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA04Z208)

1. 智能技术与系统国家重点实验室, 清华信息科学与技术国家实验室 (筹), 清华大学计算机系 北京 100084 2. 中国科学技术信息研究所 北京 100038

1. State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Department of Computer Science, Tsinghua University, Beijing 100084 2. Institute of Scientific and Technical Information of China, Beijing 100038

近期 Yedavalli 等提出的基于序列的 WSN 定位方法 (Sequence-based localization, SBL) 是一种新颖的基于参考点的定位方法^[5]. 该方法利用任意两参考点间连线的垂直平分线将平面进行分割, 把二维定位空间划分为很多小的子区域, 对于每个子区域, 用一条阶次序列的几何重心表示. 被定位的节点, 首先测量和其一跳邻居参考节点间的 RSSI 值, 并对 RSSI 值进行排序, 以确定一条阶次序列. 然后计算该阶次序列与阶次序列列表中所有序列的相关度, 通过对相关度降序排序, 从中选择排名第一的一组序列, 并将该序列所表示子区域的几何重心作为定位点的坐标. 实验结果表明该方法与其他方法相比, 通常具有更高的定位精度^[5].

进一步的研究发现, 从阶次序列列表中只选择相关度排名第一的阶次序列进行定位, 经常得不到最优的平均定位误差. 同时, 在定位空间的边缘区域, 节点的定位误差较大. 为此, 本文提出了一种 N -最优阶次序列的节点定位方法 (N -best sequence-based localization, N -best SBL), 通过选取排名前 N 位的阶次序列, 基于加权计算来最终确定定位点的坐标. 利用该方法, 我们完成了大量的仿真研究和基于 WSN 硬件节点的实际试验研究. 结果表明, 该方法能够得到平均定位误差最优的结果, 有效地提高了定位精度, 且对 RSSI 具有更好的鲁棒性. 在已完成的模拟矿井试验中, 较好地解决了由于煤矿井下水汽等对无线信号的吸收作用所引起的定位误差较大的问题.

1 预备知识

基于阶次序列节点定位方法的基本思想是: 首先构造一个外边界, 将所有参考点都包括在内, 然后利用参考点间连线的垂直平分线, 将边界内的区域划分为三种类型的子区域, 即点、边、面, 并用各区域几何重心的坐标表示相应区域的位置. 如图 1^[5] 是 4 个参考点的情形, 其中 Region 1 为面, Region 2 为边, Region 4 为点. 区域划分完成后, 计算每个子区域的几何重心到参考点的距离, 得到相应的阶次序列 (如 Region 1 的阶次序列为 1234, Region 2 的阶次序列为 1134 等), 所有这些序列构成一个阶次序列列表. 对于需要定位的节点, 只需测量其与参考点的 RSSI 值, 然后计算与阶次序列列表中每个序列的相关度, 并按相关度对阶次序列列表中的序列降序排序, 选择排名第一位的序列.

该算法的核心部分包括: 1) 阶次序列列表的构造及子区域重心坐标的确定; 2) 两个阶次序列间相关度的确定. 下面逐一对其进行简单描述.

构造阶次序列列表及确定子区域重心坐标的算法如下^[5]:

输入: 参考点坐标 $\{(ax_1, ay_1), (ax_2, ay_2), \dots, (ax_n, ay_n)\}$;

输出: 阶次序列列表及各区域重心坐标.

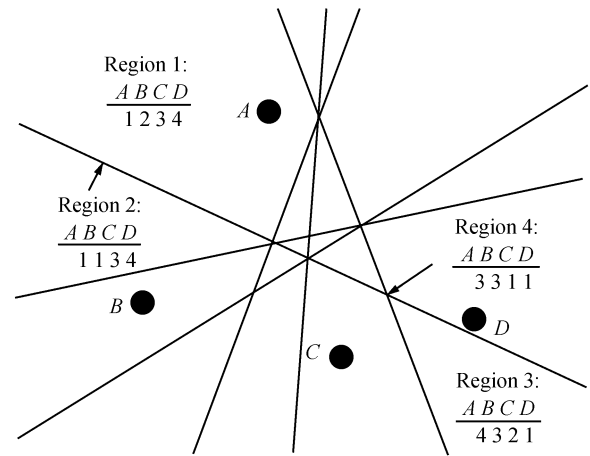


图 1 4 个参考点阶次序列定位方法示例

Fig. 1 Example of rank sequences for four reference nodes

步骤 1. 构造外边界 B ;

步骤 2. 根据参考点的坐标, 计算所有垂直平分线, 记为 L ;

步骤 3. 利用文献 [6] 中的构造排列 (Construct arrangement) 算法, 将边界内的区域划分为三种类型的子区域, 即点、线、面, 分别记为 VL 、 EL 、 FL ;

步骤 4. 计算 VL 、 EL 、 FL 中各子区域重心的坐标;

步骤 5. 对于每个子区域, 计算其重心与参考点的距离, 得到相应的阶次序列.

为度量两个阶次序列间的相关度, 需要选择一个合适的度量准则, 统计学中存在两种这样的指标^[7], 即 Spearman 的阶次相关系数 (Rank order correlation coefficient) 和 Kendall 的 Tau 指标.

假设给定两条阶次序列: $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, 则阶次相关系数为

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (s_i - t_i)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1)$$

Kendall 的 Tau 指标为

$$\tau = \frac{(n_c - n_d)}{\sqrt{n_c + n_d + n_{ts}} \sqrt{n_c + n_d + n_{tt}}} \quad (2)$$

其中,

$$n_c = |\{(i, j) | s_i > s_j \text{ 且 } t_i > t_j, 1 \leq i < j \leq n\}| + |\{(i, j) | s_i < s_j \text{ 且 } t_i < t_j, 1 \leq i < j \leq n\}|$$

$$n_d = |\{(i, j) | s_i > s_j \text{ 且 } t_i < t_j, 1 \leq i < j \leq n\}| + |\{(i, j) | s_i < s_j \text{ 且 } t_i > t_j, 1 \leq i < j \leq n\}|$$

$$n_{ts} = |\{(i, j) | s_i = s_j, 1 \leq i < j \leq n\}|$$

$$n_{tt} = |\{(i, j) | t_i = t_j, 1 \leq i < j \leq n\}|$$

文献 [5] 中实验结果表明, Kendall 的 Tau 指标更适合本算法, 这与本文的实验结果是一致的.

2 一种基于 N -最优阶次序列的 WSN 定位方法

与其他定位方法相比, 基于阶次序列的节点定位算法大大改善了平均定位误差^[5], 但也存在如下不足:

1) 对于边缘区域, 节点的定位误差较大.

如图 2 所示, 对于定位点 M , 如果其落入区域面 $F1$, 即使不存在任何定位误差, 节点的定位坐标为面 $F1$ 的重心坐标, 如图中方形点所示. 但是不难发现, 节点 M 离边 $E1$ 的中点、甚至面 $F2$ 的重心都更近. 因此, 如果能够综合考虑多个相近区域的坐标, 并将各区域的坐标进行加权求和, 则可以有效提高边缘区域的定位精度.

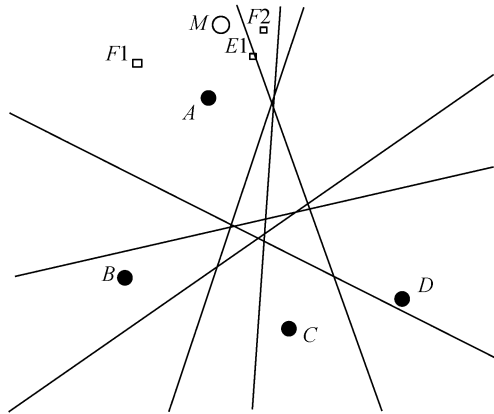


图 2 边缘区域节点定位情况

Fig. 2 Localization for nodes on the edges of regions

2) 只选择排名第一位的阶次序列, 经常不能得到最优的平均定位误差.

实验结果表明, 如果选取 $N = 1$, 即仅选取最相关的一组阶次序列用于节点定位, 其平均定位误差值通常不是最小的.

针对以上问题, 本文提出了一种基于 N -最优阶次序列的 WSN 定位方法. 该方法首先利用参考点已知的位置信息以及参考点间的 RSSI 值作为样本, 求得使平均定位误差最小的最优 N 值, 然后选择前 N 条序列所表示的区域对定位目标进行加权定位.

基于 N -最优阶次序列定位方法的实际意义为: 在一定数量参考点所覆盖的区域范围内, 能够确保目标点在该区域移动定位时的平均定位误差最小.

下面详细讨论该算法.

1) 权值的确定

对于待定位的节点 (x, y) , 通过测量其与参考点间的 RSSI 值, 可以得到一条估算阶次序列 S . 按照式 (2) 可计算其与阶次序列表 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ 中每条序列的相关度, 记为 $\tau(T_i)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, m$. 这里不妨设 $\tau(T_1) \geq \tau(T_2) \geq \dots \geq \tau(T_m)$, 同时令阶次序列表 T 中每条序列所对应区域的几何重心坐标为 C_i . 进一步, 从 T 中选取排名前 N 位的阶次序列, 这些序列构成的集合记为 T^N , 并记该集合中序列的个数为 $N(T)$, 通常 $N(T) \geq N$.

由于相关度值 $\tau(T_i)$ 反映了节点 (x, y) 与阶次序列 T_i 所代表区域的接近程度, 因此可将位于区间 $[-1, 1]$ 内的相关度 $\tau(T_i)$ 变换到区间 $[0, 1]$, 并将变换后的值作为权重, 进行坐标的加权运算. 此时节点 (x, y) 的坐标可估计为

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N(T)} \frac{1 + \tau(T_i)}{2}} \sum_{i=1}^{N(T)} \left(\frac{1 + \tau(T_i)}{2} C_i \right) \quad (3)$$

2) 最优 N 值的确定

本文提出了两种方法确定 N 值, 即留一法 (Leave-one-out, LOO) 和随机采样法. 两种方法的基本思想是: 首先确定 N 值集合, 如 $N^{val} = \{1, 2, \dots, 10\}$, 对于其中的任一值 $N \in N^{val}$, 以参考点的位置信息及参考点间 RSSI 信息为训练样本, 对一定的测试样本进行加权定位, 选取使得平均定位误差最小的那个 N 值作为最优的 N 值. 这两种方法的主要区别在于选用的训练样本与测试样本不同. 下面对其分别进行详细介绍.

留一法. 首先从集合 N^{val} 中选取一个值 N^k . 对于由 n 个可以互相通信的参考节点构成的集合 $Anchor$, 从中任选一个参考点 $i(ax_i, ay_i)$ 作为测试样本点对其定位, 将其他 $n - 1$ 个参考点作为 i 的参考点, 即训练样本点. 点 i 与其参考点间的 RSSI 值可以通过一跳广播报文得到. 对节点 i 的定位过程为: 计算 $n - 1$ 个参考点构成的序列表, 估算节点 i 相对于其他 $n - 1$ 个节点的阶次序列, 计算该序列与序列表中序列的相关度, 选取相关度排名前 N^k 的序列对节点 i 进行加权定位, 最终得到 i 的坐标为 (\hat{x}, \hat{y}) . 然后选取参考点集合中的其他任意点为测试样本点. 重复以上过程, 遍历所有的参考点. 由此得到在其他 $n - 1$ 个点作为参考点的情况下, 每个参考点的定位坐标, 此时的平均定位误差如下式所示:

$$\bar{E}_N = \frac{1}{n \times R} \sum_i \left[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i + \hat{y}_i)^2 \right] \quad (4)$$

其中, R 为节点的单跳平均通信距离, 单位为米.

对于 N^{val} 中所有的 N 值, 依次实现上述计算过程, 通过比较找到使得平均定位误差最小的 N 值.

随机采样法. 随机采样法的基础是式 (5) 所示的无线信号衰减模型^[8]:

$$P_R(d) = P_T - PL(d_0) - 10\eta \lg \frac{d}{d_0} + X_\sigma \quad (5)$$

其中, $P_R(d)$ 表示距离为 d 的两无线通信节点间的接收信号强度指示 (RSSI), 也称为无线信号经过距离 d 传输后的路径损耗, $P_R(d)$ 的单位为 dBm, d 的单位为米; P_T 为无线节点的发射功率, 包括天线增益, 单位为 dBm. 本文实验平台中无线传感器节点硬件基于 CC2430 芯片实现, 其 P_T 典型值为 0 dBm; $PL(d_0)$ 表示两无线节点距离为 d_0 时的路径损耗, 实际应用时通常选取 $d_0 = 1$ m 的典型值. 本文中 $PL(d_0)$ 的典型值为 55 dBm; η 为路径衰减系数, 表征不同类型的介质对无线信号的吸收作用, 如障碍物的结构和材料、空气中的水汽等, 其典型取值范围为 1~7; X_σ 是均值为 0 且方差为 σ^2 的高斯随机变量, 用于表示环境中的噪声干扰.

由式 (5) 可知, 在 P_T 和 $PL(d_0)$ 取典型值的前提下, 若能确定参数 η 及 σ , 则可计算得到距离为 d 的两节点间的信号强度. 由于参数 η 及 σ 只与环境有关, 与参考点的分布及数量无关, 因此, 在已知参考节点位置坐标和参考点间的 RSSI 值的条件下, 可以通过线性回归分析方法估计出 η 值, 并利用最大似然法估计出标准差 σ .

随机采样法首先利用参考点信息完成对 η 和 σ 的估计, 然后对于集合 N^{val} 中任意一个给定的值 N^k , 将所有的参考点作为训练样本, 在外边界 B 包含的区域中, 按照均匀分布随机产生一定数量的虚拟节点作为被定位节点, 构成测试样本. 在训练样本及测试样本已知的条件下, 利用前述方法对测试样本集中的每个虚拟节点进行加权定位, 并选用类似式 (4) 所示的公式计算 N 取 N^k 时的平均定位误差.

无论是留一法还是随机采样法, 当对集合 N^{val} 的所有值完成定位后, 均会得到每个 N 值所对应的平均定位误差集合 $\{\bar{E}_N, N \in N^{val}\}$, 则最优的 N 值为

$$N^* = \arg \min_{N \in N^{val}} \bar{E}_N \quad (6)$$

容易看出, 基于留一法选择最优 N 值的过程较为简单, 但定位空间的划分是在不断变化的, 可能导致选择的 N 值存在偏差; 而基于随机采样法选择的

最优 N 值与无线信号衰减模型有很大关系, 如果应用环境的模型参数变化不大, 则选择的 N 值具有很强的参考价值. 本文的所有实验均基于随机采样法实现. 显而易见, 文献 [5] 的方法是本文方法在 $N = 1$ 时的一个特例.

3) N -最优阶次序列定位算法

步骤 1. 参考节点被部署后, 所有参考点均广播一跳 RSSI 请求报文, 其邻居节点收到请求报文后, 测量相互之间的 RSSI 值, 并通过网关上报服务器.

步骤 2. 服务器收到参考点上报报文后, 构建参考节点间的 RSSI 矩阵和网络拓扑图, 能够直接通信的节点之间形成一跳边, 权重为两节点之间平均信号强度值.

步骤 3. 开始定位时, 被定位节点定时广播一跳 RSSI 邻居发现报文. 邻居节点在收到广播信息后, 计算相互之间的 RSSI 值并返回响应报文. 定位节点收到响应报文后, 通过网关节点将报文信息上报服务器, 该类报文信息中包括参考点的 ID 以及时间戳.

步骤 4. 服务器收到定位报文后, 统计定位点的参考点, 并读取相应参考点的绝对坐标信息和 RSSI 信息, 通过比较参考点二维坐标的值来确定定位空间的外边界. 启动 N -best SBL 定位过程, 包括估算 η 和 σ 参数, 产生虚拟节点, 进行样本训练, 确定最优 N 值等过程.

步骤 5. 服务器根据最优 N 值, 对定位目标执行加权定位过程, 确定定位节点的位置坐标, 刷新显示界面.

步骤 6. 参考节点定时广播位置更新报文, 服务器删除失效节点, 动态维护网络拓扑结构图.

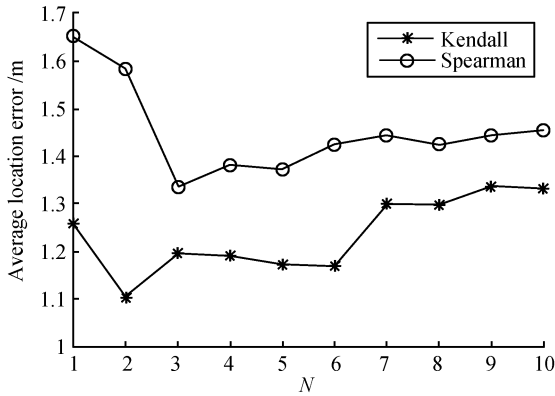
步骤 7. 从步骤 3 开始, 对定位目标定时重复执行 N -best SBL 定位过程.

3 仿真研究

1) MICA 2 节点数据实验分析

本文首先利用文献 [5] 提供的基于 MICA 2 节点的室外定位数据进行实验, 分别选用 Spearman 的阶次相关系数和 Kendall 的 Tau 指标这两种相关度指标, 对 SBL 算法在 N 取不同值时的平均定位误差进行研究. 如图 3 所示, 在使用 Kendall 的 Tau 指标度量准则时, 在 $N = 2$ 时平均定位误差最小; 而在使用阶次相关系数度量准则时, 在 $N = 3$ 时平均定位误差最小. 该实验结果表明, 仅取 $N = 1$ 进行定位, 不能确保平均定位误差最小. 从图 3 还可以看出, Kendall 的 Tau 指标度量准则更适合该算法, 其平均定位误差始终低于采用阶次相关系数度量准则时的平均定位误差.

2) 仿真结果分析

图3 不同 N 值时的平均定位误差Fig. 3 Average localization errors with different N 's

为验证基于 N -最优阶次序列的 WSN 定位方法在大规模节点时的定位效果, 本文利用 Matlab 对上述算法进行了仿真研究.

在 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的定位空间中, 按均匀分布随机产生 n ($n = 10$) 个参考节点, 同时将该定位空间划分为大小相等的 100 个网格, 每个网格大小为 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$. 在每个网格内, 按均匀分布随机产生一个定位节点, 共产生 100 个定位节点. 同时假设所有节点 (包括参考节点及定位节点) 彼此互为一跳邻居. 利用式 (5) 所示的 RSSI 模型, 产生对应于每个定位节点的 RSSI 值, 通过估计最优的 N 值, 利用 n 个参考节点及 RSSI 值对 100 个定位节点进行定位, 然后利用式 (4) 计算平均定位误差. 以上过程重复 100 次. 注意这里的实验结果都是在 100 次重复实验的基础上得到的.

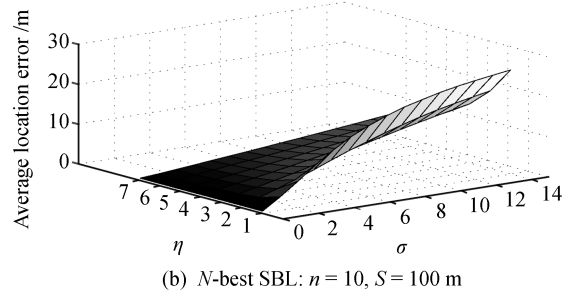
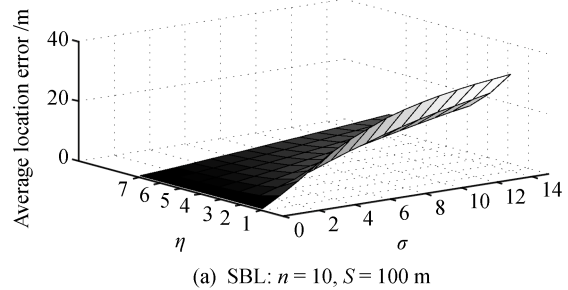
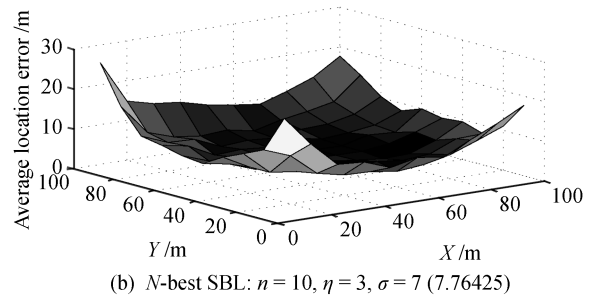
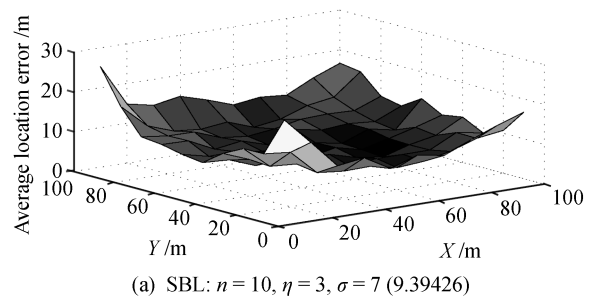
图 4 刻画了两种定位方法的平均定位误差随参数 η 和 σ 的变化情况, 其中 N -best SBL 方法为本文所提出的算法, SBL 方法为文献 [5] 的定位算法. 图 4(a) 描绘了基于 SBL 方法进行定位时, 在参数 η 和 σ 取值不同时所得到的平均定位误差; 图 4(b) 给出了基于 N -best SBL 方法定位时, 在参数 η 和 σ 取值不同时得到的平均定位误差.

由图 4(a) 和图 4(b) 不难看出, 随着 σ 值不断增大, 平均定位误差也不断增加, 而当 η 值增大时, 平均定位误差减小. 在 $\eta = 1$ 及 $\sigma = 14$ 时, 可得到最大定位误差. 同时, 从图 4 中还可以看出, 无论 η 及 σ 取什么值, N -best SBL 方法的平均定位误差都要低于 SBL 方法. 特别是在 $\eta = 1$ 及 $\sigma = 14$ 时的边角点, 结果更加直观, 此时 N -best SBL 方法的平均定位误差约为 23.1 m , SBL 定位方法的平均定位误差约为 29.2 m .

图 5 为两种定位方法的平均定位误差在定位空间不同区域处的变化情况. 其中, 图 5(a) 给出了当

$\eta = 3$ 及 $\sigma = 7$ 时, N -best SBL 方法在定位空间不同区域处的平均定位误差; 图 5(b) 给出了当 $\eta = 3$ 及 $\sigma = 7$ 时, SBL 方法在定位空间不同区域处的平均定位误差. 图 5(a) 和图 5(b) 括号内的数值为总的平均定位误差.

由图 5(a) 和图 5(b) 可知, 当 $\eta = 3$ 及 $\sigma = 7$

图4 平均定位误差随参数 η 和 σ 变化情况Fig. 4 Average location error curves with η and σ 图5 $\eta = 3, \sigma = 7$ 时不同区域的平均定位误差Fig. 5 Average localization errors in different regions for SBL (a) and N -best SBL (b) when $\eta = 3$ and $\sigma = 7$

时, 在定位空间的中间区域, 定位误差较小; 在定位空间的边缘区域, 定位误差较大. 由阶次序列的定位原理知, 中间区域平面划分较为密集, 因此精度较高. 同时, 由图 5 可以看出, 对于 N -best SBL 方法的所有子区域, 其最小定位误差都要低于 SBL 方法, 且 N -best SBL 方法总的平均定位误差为 7.76425 m, 也低于 SBL 方法的 9.39426 m. 但是, 仿真结果出现了个别子区域最大定位误差高于 SBL 方法的现象. 经分析知, 产生该结果的原因与该次实验权重的设置有关. 实验时通过抑制相关度小的阶次序列, 提升相关度大的阶次序列的贡献, 可避免此类结果的出现.

图 6 刻画了 η 取不同值时平均定位误差随标准差 σ 的变化情况, 其中图 6(a) 为 $\eta = 2$ 时的结果, 图 6(b) 为 $\eta = 4$ 时的结果, 图 6(c) 为 $\eta = 6$ 时的结果. 从图 6 可以看出, 对于式 (5) 所示的无线信号衰减模型, 在高斯噪声标准差取不同值时, 利用 N -best SBL 方法进行定位, 其平均定位误差始终低于 SBL 方法. 此仿真结果进一步证明, 本文提出的 N -best SBL 方法, 在抗噪声与抗干扰能力方面, 性能优于 SBL 方法. 特别是在 $\eta = 6$ 时, N -best SBL 方法的定位误差区间为 0.3 m ~ 7.9 m, 取得了较好的定位精度.

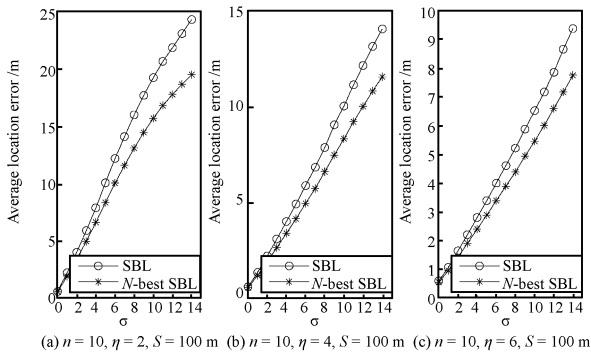


图 6 平均定位误差随标准差 σ 变化趋势图

Fig. 6 Average location error curves with standard deviation σ

4 室外实验与模拟矿井实验

1) 室外实验

为验证算法在实际 WSN 应用中的效果, 我们首先在室外 $60\text{ m} \times 40\text{ m}$ 的空旷区域部署了 15 个节点进行实验. 硬件平台选用清华大学 WSN 课题组自行研制的 Cicada 系列节点. 该类型节点基于 TI (Texas Instruments) CC2430 ZigBee 芯片设计, 协议栈符合 ZigBee 2006 规范, 支持多跳 Mesh 网络. 图 7 为所选用 Cicada 系列传感器节点和路由节点实物图, 传感器节点类型包括氧气传感器、一氧化碳

传感器、甲烷传感器等. 图 8 为室外节点部署示意图. 定位时, 所有参考点均在被定位节点的一跳通信范围内, 定位点随机选取 10 个节点作为实际定位时的参考点.

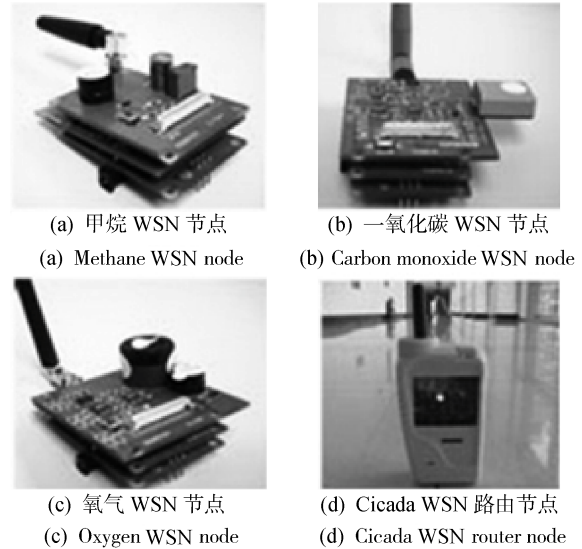


图 7 Cicada 系列 WSN 节点

Fig. 7 Cicada series nodes of WSN

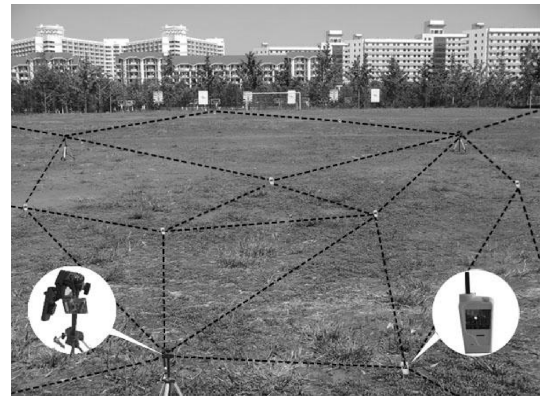


图 8 室外实验节点部署示意图

Fig. 8 Deployment sketch in the outdoor experiment

图 9 给出了室外实验时定位误差随 N 值的变化曲线. 如图中所示, $N = 4$ 为算法利用参考点训练得到的最优 N 值, 此时的平均定位误差最小, 为 3.726 m.

图 10 为室外定位实验结果的平面位置图. 图中给出了被定位节点和参考点的实际位置坐标以及选用阶次序列定位方法和 N -最优阶次序列方法所估算的位置坐标. 结果表明, 在区域边界, N -最优阶次序列定位方法定位效果明显优于 SBL 方法, 对于落入中间区域的定位点, 由于定位空间中间位置被划分的子区域较为密集, 两种方法的定位精度都很高, 定位误差相差不大.

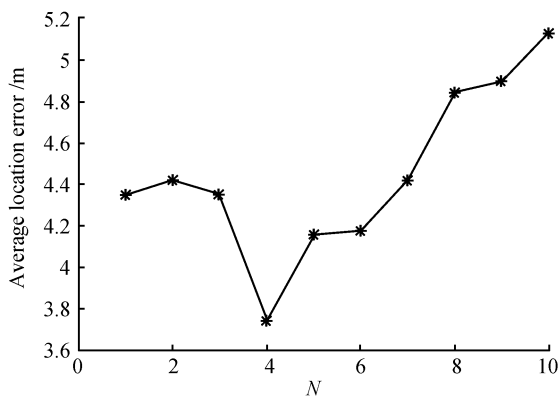


图 9 室外实验平均定位误差随 N 变化

Fig.9 Average localization error curve with N in the outdoor experiment

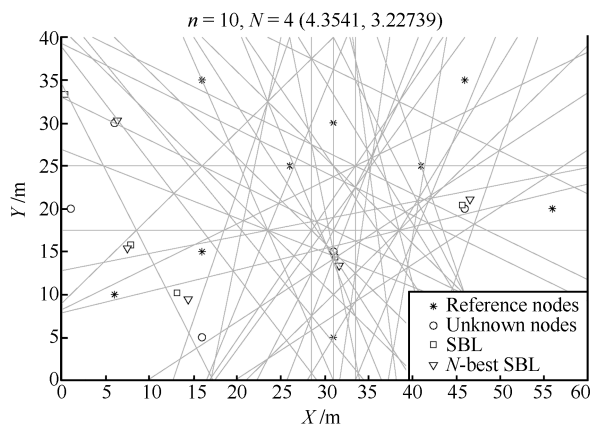


图 10 室外实验中节点真实位置和估算位置对比

Fig.10 Comparison between true locations and estimated locations in the outdoor experiment

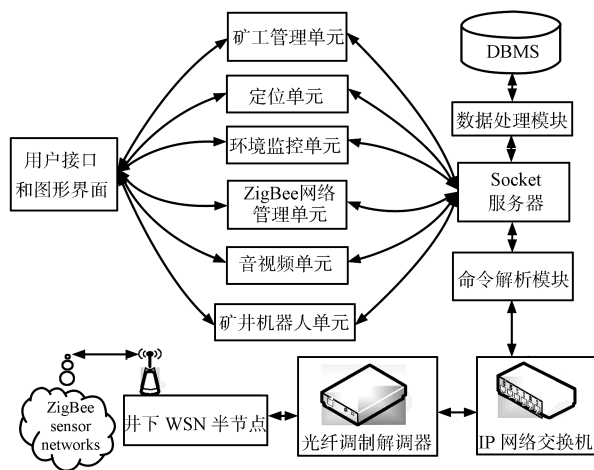


图 11 矿井 WSN 系统框图

Fig.11 System architecture of coal mine WSN

2) N -best SBL 方法在模拟矿井 WSN 中的应用

本文将基于 N -最优阶次序列的节点定位方法应用于模拟矿井 WSN 项目中. 煤矿井下地质条件复杂, 存在大量的水汽、粉尘等, 无线信号衰减明显, 节点间 RSSI 值测量存在较大误差, 实现精确定位具有一定困难. 为模拟煤矿井下恶劣环境, 测试实验安排在宽约 1.8 m, 长约 100 m 的防空洞环境下进行. ZigBee 试验网络由 5 个路由节点和 5 个传感器终端节点构成, 路由节点每隔 20 m 部署一个, 以确保可靠的多路径传输和具有足够的参考点完成辅助定位. 整个井下 WSN 系统架构如图 11 所示, 此部分工作可参见文献 [9]. 图 12 为防空洞实验现场布置图. 防空洞环境平均温度为 22.5°C, 平均相对湿度为 76.8%. 传感器节点作为终端设备, 定时上报环境监测数据, 并不参与定位.



图 12 防空洞模拟矿井应用实验

Fig.12 The air-raid shelter tunnel experiment

图 12 给出了防空洞实验中节点真实坐标和基于 SBL 及 N -best SBL 两种定位方法的估算位置坐标. 由图 13 可知, 由于防空洞较为狭窄, 在外边界的约束下, 通过划分子区域, 节点均落入定位空间的中间子区域, 边界区域被外边界去除, 此定位取得了很好的效果, 两种定位方法的差异并不明显, 本文方法的平均定位误差略有减少.

5 能量消耗分析

节点的能量消耗也是衡量 WSN 定位算法优劣的重要指标之一. 能耗的大小, 直接影响着算法的实用性. Estrin 等的研究表明^[10], 无线传感器网络节点的功耗主要在于无线发射和无线接收.

如第 2 节所述, N -best SBL 算法过程由井下 WSN 节点和井上服务器协同完成, 算法中的随机采样和求最优 N 值等过程均在服务器端进行, 不涉及

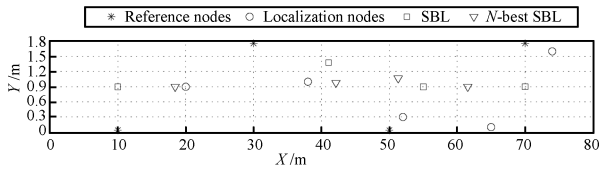


图 13 防空洞实验中节点真实位置和估算位置对比
Fig. 13 Comparison between true locations and estimated locations in the air-raid shelter tunnel experiment

能量消耗问题. 去除节点为维护自组网络所消耗的能量, 本文定位方法的能量消耗主要分为两部分:

1) 静态参考节点构建 RSSI 矩阵及邻接拓扑关系所消耗的能量;

2) 定位点以固定周期进行定位所消耗的能量, 具体包括:

a) 参考节点间的一跳 RSSI 报文广播. 该操作主要用于服务器端 RSSI 矩阵的构建, 此过程在网络建立后执行一次, 且定时更新的周期较长.

b) 参考节点应答被定位节点的 RSSI 请求, 实际应用中通常每 2 秒一次.

c) 参考节点和网关的无线通信, 主要用于井下网络与服务器的数据传输.

d) 被定位节点的定时 RSSI 报文请求广播 (典型值为每 2 秒一次).

因此, 与其他基于 RSSI 的定位方法相比 (如基于 CC2431 硬件定位引擎的 WSN 定位), N -best SBL 方法在定位时增加了广播次数, 但相比每 2 秒 (典型值) 一次的定位频率而言, 所增加的能量消耗是十分有限的.

为简化问题分析, 假定节点一次无线发送所消耗的能量为 C_{TX} , 一次无线接收所消耗的能量为 C_{RX} , 参考点个数为 n , 每个参考节点的平均一跳邻居节点个数为 \bar{n}_1 ($\bar{n}_1 \leq n$), 节点与网关通信的能量消耗记为 C_0 , 则静态参考节点构建 RSSI 矩阵所消耗的能量如式 (7) 所示:

$$n(C_{TX} + \bar{n}_1 C_{RX} + C_0) \quad (7)$$

不失一般性, 假定每个定位点的平均一跳邻居节点个数为 \bar{n}_2 ($\bar{n}_2 \leq n$), 则一次定位广播所消耗的能量如式 (8) 所示:

$$(C_{TX} + \bar{n}_2 C_{RX}) + (\bar{n}_2 C_{TX} + \bar{n}_2 C_{RX} + C_0) \quad (8)$$

其中第一个括号内为定位点广播信息给 \bar{n}_2 个邻居参考点及参考点接收信息所消耗的总能量; 第二个括号内为 \bar{n}_2 个参数点发送确认信息及定位点接收信息所消耗的总能量, 整理为

$$(\bar{n}_2 + 1)C_{TX} + 2\bar{n}_2 C_{RX} + C_0 \quad (9)$$

k 次定位所消耗的总能量为式 (9) 的 k 倍. 实际应用中节点的定位周期通常设为 2 秒, 因此参数 k 的值会很大, 所以本文定位方法的能量消耗主要由定位周期决定.

本文基于 Cicada 系列节点对算法的能量消耗进行了实验. 其中, 节点主芯片的接收电流为 27 mA, 发射电流为 25 mA, 芯片供电电压为 3.3 V. 节点由 760 mAh 容量的锂电池供电. 节点连续工作时间的实验结果为: 定位节点以 2 秒的定位周期进行工作, 其连续工作时间为 15 个小时左右, 参考节点连续工作时间为 59 个小时左右.

另外需要说明的是, 为保证无线传感器网络节点能够在井下可靠工作, Cicada 系列节点在硬件设计时, 其电源板带有电源管理和电源切换电路, 参考节点同时支持适配器直流供电和锂电池供电. 正常情况下, 参考节点选用适配器供电并对锂电池充电, 适配器断电时立刻切换到锂电池供电. 矿工定位节点安装在矿帽上, 采用大容量矿灯电池供电.

6 结论

本文在分析了基于阶次序列 WSN 定位方法不足的基础上, 提出了一种基于 N -最优阶次序列的 WSN 节点定位方法. 该方法充分利用参考点已知信息, 通过随机采样确定最优 N 值, 然后对每个需要定位的节点, 选择排名前 N 的序列参与加权定位. 文中通过大规模的节点仿真实验及 ZigBee 网络硬件节点的实际实验, 证明了该算法有效地降低了平均定位误差, 提高了边界区域节点的定位精度. 但 N -best SBL 方法是一种基于参考点的定位方法, 并不适合于随机散布节点的应用场景. 未来我们将结合 MDS 算法, 进一步研究参考点无关的 WSN 精确定位方法.

References

- 1 Michel D, Toggenburger D. Sensor Network Soccer [Ph.D. dissertation], University of Applied Sciences Rapperswil HSR, Switzerland, 2006
- 2 Capkun S, Hubaux J P. Secure positioning of wireless devices with application to sensor networks. In: Proceedings of IEEE the 24th Annual Joint Conference of the Computer and Communications Societies. Miami, USA: IEEE, 2005. 1917–1928
- 3 Ji X, Zha H Y. Sensor positioning in wireless Ad-Hoc sensor networks using multidimensional scaling. In: Proceedings of IEEE the 23rd Annual Joint Conference of the Computer and Communications Societies. Hong Kong, China: IEEE, 2004. 2652–2661
- 4 Zhou Zu-De, Hu Peng, Liu Quan, Li Fang-Min. MDS-based fast localization algorithm for wireless sensor networks. *Journal of Transduction Technology*, 2007, **20**(10): 2303–2307

(周祖德, 胡鹏, 刘泉, 李方敏. 一种基于 MDS 的无线传感器网络快速定位算法. 传感技术学报, 2007, 20(10): 2303–2307)

- 5 Yedavalli K, Krishnamachari B. Sequence-based localization in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2008, 7(1): 81–94
- 6 de Berg M, Cheong O, van Kreveld M, Overmars M. *Computational Geometry: Algorithms and Applications (Second Edition)*. Berlin: Springer, 2000. 165–182
- 7 William H P, Brian P F, Saul A T, Wiliam T V. *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing (Second Edition)*. Cambridge: Cambridge University Press, 1992
- 8 Rappaport T S. *Wireless Communications: Principles and Practice (Second Edition)*. New York: Prentice Hall, 2000. 139–140
- 9 Pei Z M, Deng Z D. A distributed location algorithm for underground miners based on rescue robot and coal-mining wireless sensor networks. In: *Proceedings of IEEE International Conferences on Cybernetics and Intelligent Systems and Robotics Automation and Mechatronics*. Chengdu, China: IEEE, 2008. 848–888
- 10 Estrin D, Sayeed A, Srivastava M. Tutorial “wireless sensor networks” [Online], available: <http://nesl.ee.ucla.edu/tutorials/mobicom02/>, February 12, 2009



裴忠民 清华大学计算机系博士研究生, 工程师. 主要研究方向为无线传感器网络、分布式计算.

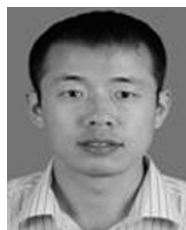
E-mail: pzm05@mails.tsinghua.edu.cn
(**PEI Zhong-Min** Engineer, Ph. D. candidate at Tsinghua University. His research interest covers wireless sensor networks and distributed computing.)



邓志东 清华大学计算机系教授. 主要研究方向为计算生物学、计算智能、无线传感器网络以及机器人控制. 本文通信作者.

E-mail: michael@tsinghua.edu.cn

(**DENG Zhi-Dong** Professor in the Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University. His research interest covers computational biology, computational intelligence, wireless sensor networks, and robot control. Corresponding author of this paper.)



徐硕 中国科学技术信息研究所博士后. 主要研究方向为无线传感器网络、机器学习、自然语言处理.

E-mail: xush@istic.ac.cn

(**XU Shuo** Postdoctor at Institute of Scientific and Technical Information of China. His research interest covers wireless sensor networks, machine learning, and natural language processing.)



许潇 清华大学计算机系硕士研究生. 主要研究方向为无线传感器网络、智能控制.

E-mail: x-xu07@mails.tsinghua.edu.cn

(**XU Xiao** Master student at Tsinghua University. His research interest covers wireless sensor networks and intelligent control.)