

文章编号:1671-251X(2019)06-0069-04

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2018120057

# 基于无线访问节点选择的煤矿井下定位方法

季鹏, 赵培培, 宋明智, 张柯楠

(中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221008)



扫码移动阅读

**摘要:**针对量子粒子群优化-基于阶次序列定位(QPSO-SBL)方法定位精度较低的问题,采用基于信息增益的无线访问节点(AP)选择算法对其进行优化,由此提出了一种基于无线 AP 选择的煤矿井下定位方法。该方法根据 AP 的综合可辨识性按照降序对所有 AP 进行排列,选取前  $k$  个 AP 组成可用 AP 集合,将可用 AP 集合作为 QPSO-SBL 方法的输入量,通过 QPSO-SBL 方法得出定位结果。试验结果表明,基于无线 AP 选择的煤矿井下定位方法较 QPSO-SBL 方法的平均定位误差降低了约 10.2%,整体稳定性较强,定位效果较好。

**关键词:**煤矿井下定位; 无线传感网络; 信息增益; AP 选择; QPSO-SBL 方法  
**中图分类号:**TD67      **文献标志码:**A

Coal mine underground localization method based on wireless access point selection

JI Peng, ZHAO Peipei, SONG Mingzhi, ZHANG Kenan

(School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology,  
Xuzhou 221008, China)

**Abstract:** For problem of low localization accuracy of quantum particle swarm optimization-sequence based localization (QPSO-SBL) method, a wireless access point (AP) selection algorithm based on information gain was used to optimize QPSO-SBL method, and a coal mine underground localization method based on wireless AP selection was proposed. In the method, all APs are ranked in descending order according to comprehensive identifiability of AP, and the first  $k$  APs are chosen to form an available AP set. The available AP set is considered as input of QPSO-SBL method, and localization results are obtained by QPSO-SBL method. The test results show that compared with QPSO-SBL method, the average localization error of the coal mine underground localization method based on wireless AP selection is reduced by 10.2% with stronger stability and better localization effect.

**Key words:** coal mine underground localization; wireless sensor network; information gain; AP selection; QPSO-SBL method

## 0 引言

近年来,无线传感器网络由于其具有自组织、分布式功能及成本低、可靠性高等特点<sup>[1-4]</sup>在煤矿定位领域得到了广泛关注。为了提高基于无线传感器网络的煤矿定位方法精度,研究人员提出了不同的定

位方法或对现有定位方法进行优化。文献[5]提出了基于阶次序列定位(Sequence-Based Localization,SBL)方法,试验表明 SBL 方法受阴影效应及多径效应影响较小,定位精度较高,能够较好地适应煤矿井下环境,但是对位于 2 个相邻区域边界附近节点的定位效果不够理想。为解决上述问

收稿日期:2018-12-22;修回日期:2019-04-29;责任编辑:李明。  
基金项目:国家重点研发计划资助项目(2018YFC0808302)。  
作者简介:季鹏(1992—),男,山西太原人,硕士研究生,主要研究方向为煤矿井下人员定位、矿山物联网,E-mail:jipeng\_cumt@126.com。通信作者:赵培培(1979—),女,山东济宁人,副教授,博士,主要研究方向为矿山物联网,E-mail:3775@cumt.edu.cn。  
引用格式:季鹏,赵培培,宋明智,等. 基于无线访问节点选择的煤矿井下定位方法[J]. 工矿自动化,2019,45(6):69-72.  
JI Peng,ZHAO Peipei,SONG Mingzhi,et al. Coal mine underground localization method based on access point selection[J]. Industry and Mine Automation,2019,45(6):69-72.

题,文献[6]采用量子粒子群优化(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)算法对 SBL 方法进行改进,用 QPSO 算法进行迭代运算,由此提出了 QPSO-SBL 方法,但该方法定位精度有待提高。鉴此,本文采用基于信息增益的无线访问节点(Access Point, AP)选择算法对 QPSO-SBL 方法进行优化,由此提出一种基于 AP 选择的煤矿井下定位方法。该方法对每个 AP 的综合可辨识性进行量化,按照其降序对所有 AP 进行排列,选取前  $k$  个 AP 形成可用 AP 集合,将可用 AP 集合作为 QPSO-SBL 方法的输入量,通过 QPSO-SBL 方法得出定位结果。试验结果表明,与 QPSO-SBL 方法相比,基于 AP 选择的煤矿井下定位方法的定位精度高,稳定性强,定位效果较好。

## 1 AP 选择算法

通常认为,定位区域范围内 AP 密度越大,则该区域内定位精度越高。在实际定位环境中,AP 数量对定位精度存在 2 个方面的影响:① 单位面积区域内 AP 越多,则该区域内接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)越大,更易于监测。② 随着参与定位的 AP 增多,每个 AP 对定位的贡献度不同,使得同一待测位置接收到的来自不同 AP 的 RSSI 表现出很大的不确定性,且计算量增大<sup>[7-8]</sup>。因此,采用 AP 选择算法去除对定位结果有负面影响的高噪声、弱分辨 AP,既能提高定位精度,又能减少定位时间,对实际定位具有重要意义。

目前主流的 AP 选择算法主要有 Max-Mean 算法<sup>[9]</sup>和 InfoGain 算法<sup>[10]</sup>。Max-Mean 算法具有原理简单、逻辑结构清晰的优点,但当 AP 过多时定位误差较大。InfoGain 算法结合了信息论中的信息增益原理,将 AP 对于不同网格区域的区分能力作为筛选标准,通过 RSSI 均值在不同网格区域的分布情况来确定 AP 辨别能力,选取网格区域辨别能力最强的  $k$  个 AP 组成 AP 子集,但 InfoGain 算法不能有效区分相似度较高的 AP,影响定位精度。

## 2 基于信息增益的 AP 选择算法

本文充分考虑邻近的各 AP 之间的差异程度,将不同 AP 的差异程度作为 AP 选择的重要指标,对 InfoGain 算法进行优化。

### 2.1 信息增益原理

信息熵可作为量化集合纯度的指标。集合  $D$  的信息熵为

$$E(D) = - \sum_{q=1}^y p_q \log_2 p_q \quad (1)$$

式中: $q$  为样本类别; $y$  为样本类别总数; $p_q$  为第  $q$  类样本在集合  $D$  所有元素中所占的比例。

$E(D)$  越小,则集合  $D$  的纯度越高。

假设集合  $D$  中各元素有若干离散属性,其中属性  $m$  有  $N$  个可能的取值,即  $\{m^1, m^2, \dots, m^N\}$ ,若基于属性  $m$  对集合  $D$  进行分割,则会产生  $N$  个分支节点,在集合  $D$  所有元素中对于属性  $m$  取值为  $m^n (n=1, 2, \dots, N)$  的元素均属于第  $n$  个分支节点,记作  $D^n$ ,其所含元素个数为  $s(D^n)$ ,信息熵为  $E(D^n)$ 。不同的分支节点可能包含不同数量的集合元素,说明不同分支节点相对于集合所占的权重不同,则第  $n$  个分支节点的权重为  $s(D^n)/s(D)$  ( $s(D)$  为集合  $D$  所含元素个数),即包含于该分支节点的集合元素越多,该分支节点的影响力越大。基于属性  $m$  对集合  $D$  进行分割所得的信息增益为

$$G(D, m) = E(D) - \sum_{n=1}^N \frac{s(D^n)E(D^n)}{s(D)} \quad (2)$$

一般地,由式(2)得出的信息增益越大,说明基于属性  $m$  对集合  $D$  进行分割所得结果对集合  $D$  的纯度提升程度越大,因此本文采用信息增益进行 AP 选择。

### 2.2 信息增益计算

可视 AP 是指在待测区域内所有可被检测到的 AP。设待测区域内有  $h$  个可视 AP,将每个可视 AP 看作 1 个特征,则该待测区域有  $h$  个特征。经分析可知某些 AP 在特定的网格区域内无法检测,导致待测区域内有部分 RSSI 缺失。对于缺失的 RSSI,可用可视 AP 中检测到的 RSSI 最小值代替。

记第  $i (i=1, 2, \dots, h)$  个 AP 为  $A_i$ ,其信息增益为

$$G(A_i) = E(L) - E(L | A_i) \quad (3)$$

式中: $E(L)$  为未知 AP 接收的 RSSI 时终端设备所在位置  $L$  的信息熵,即原始信息熵; $E(L | A_i)$  为已知 AP 接收的 RSSI 时终端设备所在位置  $L$  的信息熵。

由于  $L$  只可以坐标形式离散表示定位区域内的位置,所以可由式(4)、式(5)近似计算信息熵。

$$E(L) = - \sum_{j=1}^c P(L_j) \log_2 P(L_j) \quad (4)$$

$$E(L | A_i) = - \sum_{j=1}^c P(L_j | A_i) \log_2 P(L_j | A_i) \quad (5)$$

式中: $c$  为网格个数; $L_j$  为第  $j$  个采样点位置; $P(L_j)$  为第  $j$  个采样点位置的先验概率; $T$  为可接

收的RSSI个数; $P(L_j|A_i)$ 为已知 $A_i$ 接收的RSSI时第 $j$ 个采样点位置的条件概率。

2.3 综合可辨识性计算

在InfoGain算法的基础上,需对AP的综合可辨识性进行分析<sup>[11-12]</sup>。首先计算 $A_i$ 和与之相邻的其他AP之间RSSI差值与距离的比值;然后对所有计算结果进行求和运算,所得结果记为 $F(A_i)$ ,采用 $F(A_i)$ 表示 $A_i$ 和与之相邻的其他AP间的可分辨程度;最后通过 $F(A_i)$ 与信息增益进行权重分配,得到表示综合可辨识性的指标 $M(A_i)$ 。

$$M(A_i) = G(A_i) + rF(A_i) \tag{6}$$

$$F(A_i) = \sum_{d=1}^a \frac{|S_i - S_d|}{|L_i - L_d|} \tag{7}$$

式中: $G(A_i)$ 为 $A_i$ 处信息增益; $r$ 为用可分辨程度与信息增益进行权重分配时的权重; $a$ 为与 $A_i$ 相邻的AP个数; $S_i$ 为 $A_i$ 接收到的RSSI; $S_d$ 为 $A_i$ 邻近节点 $A_d$ 接收到的RSSI; $L_i$ 为 $A_i$ 位置; $L_d$ 为 $A_d$ 位置。

3 基于AP选择的煤矿井下定位方法

本文采用基于信息增益的AP选择算法优化QPSO-SBL方法,由此提出基于AP选择的煤矿井下定位方法。其定位步骤如下。

- (1) 在待测区域内设置若干采样点,用于采集可视AP的RSSI,并将所有可视AP组成初始AP集合。
- (2) 根据式(3)计算每个可视AP的信息增益。
- (3) 通过信息增益分析特定AP和与之相邻的其他AP间的可分辨程度,根据式(6)计算AP的综合可辨识性指标 $M(A_i)$ 。
- (4) 按照 $M(A_i)$ 降序对所有AP进行排列。
- (5) 选取前 $k$ 个AP组成可用AP集合,并将该集合作为定位区域的AP集合。
- (6) 使用SBL方法对定位区域进行网格划分,得到未知节点的初步估计位置。
- (7) 使用QPSO算法对初步估计位置进行优化,得到最终的未知节点估计位置。

4 试验及结果分析

4.1 试验环境

在中国矿业大学瓦斯煤尘爆炸国家重点实验室对基于AP选择的煤矿井下定位方法进行试验。该实验室模拟煤矿巷道环境,巷道尺寸为50 m×4.6 m×5 m(长×宽×高),平面结构如图1所示。模拟巷道外围全为山体岩石,仅有1个出入口与外界相连,阴暗潮湿,与煤矿井下环境较接近。

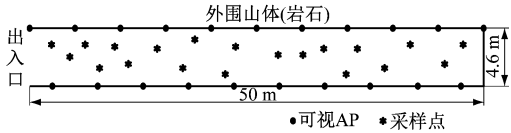


图1 模拟巷道平面结构

Fig. 1 Plane structure of simulated tunnel

4.2 试验过程及结果分析

试验对QPSO-SBL方法、基于InfoGain算法优化QPSO-SBL(InfoGain-QPSO-SBL)方法、基于Max-Mean算法优化QPSO-SBL(Max-Mean-QPSO-SBL)方法及本文方法的定位结果进行对比。

设置网格边长为1 m,模拟巷道内可视AP为21个。随机选择20个位置作为采样点,每个采样点采集50次来自每个AP的RSSI。采集过程结束后,分别采用InfoGain算法、Max-Mean算法和基于信息增益的AP选择算法对21个可视AP进行选择,选取8个可视AP作为可用AP集合,并将其作为QPSO-SBL方法的输入量。在线定位时,记录20个采样点的定位结果,并进行定位误差分析。各方法定位误差曲线如图2所示。

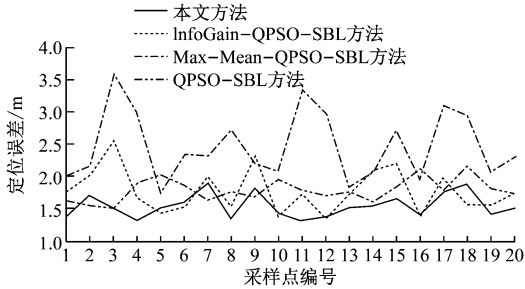


图2 不同定位方法的定位误差曲线

Fig. 2 Location error curves of different localization methods

从图2可看出,InfoGain-QPSO-SBL方法在个别采样点处可实现精确定位,在其他采样点处定位误差较大,稳定性较差。Max-Mean-QPSO-SBL方法的定位误差较大。QPSO-SBL方法定位误差为1.5~2.2 m,较Max-Mean-QPSO-SBL方法小。经分析,认为Max-Mean-QPSO-SBL方法在AP选择过程中可能选择的AP过于集中,在长宽比值较大的模拟巷道环境中影响了对定位区域的网格划分,对定位精度造成了不良影响。本文方法的定位误差为1.3~1.9 m,在不同采样点处的定位误差浮动较小,有较强的稳定性,定位效果优于其他3种方法。

经计算,QPSO-SBL方法、InfoGain-QPSO-SBL方法、Max-Mean-QPSO-SBL方法及本文方法的平均定位误差分别为1.86,1.83,2.68,1.67 m,定位误差标准差分别为0.17,0.33,0.52,

0.18。本文方法的平均定位误差较 QPSO-SBL 方法减小了约 10.2%，定位精度高；定位误差标准差较 QPSO-SBL 方法增加了约 5.9%，稳定性略有下降，但整体仍处于较强水平。其他 2 种定位方法的定位误差标准差较 QPSO-SBL 方法大幅提高，稳定性较差。经分析认为这 2 种定位方法在 AP 选择的过程中减少了可用 AP 的数量，导致单位面积待测区域内可发射 RSSI 的 AP 减少，出现 AP 分布不均情况，导致定位结果稳定性降低。

5 结语

提出了一种基于信息增益的 AP 选择算法，并采用该算法对 QPSO-SBL 方法进行优化，由此提出了一种基于 AP 选择的煤矿井下定位方法。试验结果表明，该方法较 QPSO-SBL 方法的平均定位误差减小了约 10.2%，定位结果稳定性稍有下降，但整体稳定性较强。下一步将在提高该方法的定位结果稳定性方面进行研究和探索。

参考文献 (References):

[1] 崔莉,鞠海玲,苗勇,等. 无线传感器网络研究进展[J]. 计算机研究与发展,2005,42(1):163-174.  
CUI Li, JU Hailing, MIAO Yong, et al. Overview of wireless sensor networks[J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(1): 163-174.

[2] 魏宁,尹洪胜,刘秀荣,等. 基于无线传感器网络的煤矿瓦斯监测系统的设计[J]. 工矿自动化, 2010, 36(1):70-73.  
WEI Ning, YIN Hongsheng, LIU Xiurong, et al. Design of gas monitoring system of coal mine based on wireless sensor networks[J]. Industry and Mine Automation, 2010, 36(1): 70-73.

[3] 赵小虎,张凯,赵志凯,等. 矿山物联网网络技术的发展趋势与关键技术[J]. 工矿自动化, 2018, 44(4):1-7.  
ZHAO Xiaohu, ZHANG Kai, ZHAO Zhikai, et al. Developing trend and key technologies of network technology of mine Internet of things[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(4): 1-7.

[4] 于海斌,曾鹏,王忠锋,等. 分布式无线传感器网络通信协议研究[J]. 通信学报, 2004, 25(10):102-110.

YU Haibin, ZENG Peng, WANG Zhongfeng, et al. Study of communication protocol of distributed sensor network [J]. Journal on Communications, 2004, 25(10):102-110.

[5] YEDAVALLI K, KRISHNAMACHARI B. Sequence-based localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2008, 17(1):81-94.

[6] SONG Mingzhi, QIAN Jiansheng. Improved sequence-based localization applied in coal mine [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016, 12(11):1-11.

[7] SUN Jun, XU Wenbo, FENG Bin. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, Singapore, 2004: 111-116.

[8] KENNEDY J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, 1995:1942-1948.

[9] YOUSSEF M, AGRAWALA A. Handling samples correlation in the Horus system[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Communications, Hong Kong, 2004:1023-1031.

[10] CHEN Yiqiang, YANG Qiang, YIN Jie, et al. Power-efficient access-point selection for indoor location estimation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(7):877-888.

[11] 李新春,侯跃. 基于改进 AP 选择和 K 最近邻法算法的室内定位技术[J]. 计算机应用, 2017, 37(11): 3276-3280.  
LI Xinchun, HOU Yue. Indoor positioning technology based on improved access point selection and K nearest neighbor algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(11): 3276-3280.

[12] 葛柳飞,赵秀兰,李克清,等. 分布式 AP 选择策略在室内定位中的应用[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(9):154-157.  
GE Liufei, ZHAO Xiulan, LI Keqing, et al. Application of distributed AP selection strategy in indoor location [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(9): 154-157.