

基于环境感知的 RSSI 校正定位算法

马学森, 官 帅, 朱 建, 谈 杰

(合肥工业大学 计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009)

摘 要: 节点所处的坐标位置信息在无线传感器网络的实际应用中必不可少. 本文在传统接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)定位算法基础上, 为了进一步提高未知节点的定位精密度, 提出一种基于环境感知的 RSSI 校正定位算法. 算法先对 RSSI 数据使用高斯过滤, 减少 RSSI 测量偏差; 其次结合 RSSI 计算当前路径损耗指数, 实现环境感知; 接着测量节点间距离, 再用比例关系校正测量结果, 进一步减弱环境因素对定位的影响; 然后生成信标节点对未知节点定位影响的加权系数; 最后通过最小二乘法及带加权系数的质心计算公式来得出节点的最终位置坐标. 仿真实验结果显示, 算法的定位精度有明显的提高, 与实际值的误差在 1m 左右.

关键词: 高斯模型; 路径损耗指数; 最大通信距离; 比例关系; 加权质心公式

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)11-0089-06

RSSICorrection Localization Algorithm Based on Environmental Perception

MA Xu-sen, GONG Shuai, ZHU Jian, TAN Jie

(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The coordinate position information of the node is indispensable in the practical application of wireless sensor network. In this paper, a RSSI correction localization algorithm based on environmental perception is proposed, on the basis of the traditional received signal strength indication (RSSI) location algorithm, with the aim of improving location accuracy of nodes. Firstly, the RSSI data is filtered by Gauss to reduce the RSSI measurement bias. Secondly, the path loss index is calculated with RSSI to achieve environmental perception. Thirdly, the distances between the nodes are measured, and then the measurement results are calibrated by the proportional relationship to further reduce the impact of environmental factors on the ranging. Subsequently, the weighting coefficients that beacon nodes disturb unknown nodes are generated. Finally, the final position coordinates of the node are obtained by the least square method and the centroid formula with the weighted coefficient. The simulation results show that the positioning accuracy of the algorithm is obviously improved, with the actual value of the error of about 1m.

Key words: gaussian model; path loss index; maximum communication distance; proportional relation; weighted centroid formula

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)的诸多应用都依赖于节点的位置信息. 根据

是否需要测距可将 WSN 节点定位算法分成两类: 基于测距算法^[1,2]和无需测距算法^[3~5]. 在基于测距算法中 RSSI 定位技术被广泛应用, 但以 RSSI 为基础进行节点定位的传统算法, 其中 RSSI 受信

收稿日期: 2018-01-30; 修回日期: 2018-02-14

基金项目: 广东省科技发展专项基金资助项目(2017A010101001); 中央高校基本科研业务专项基金资助项目(JJ2016HGBZ1032)

号传播路径损耗指数 n 的影响较大,且 n 通常都是在一个经验范围值内进行固定选得的,不能有效降低外界环境因素对信号传播的负面作用;其次采集的 RSSI 测量值中存在着外界因素影响之后的值及出现频率极低的值,与实际需要的 RSSI 真值存在着一定的偏差;此外在监测区域内对节点间未知距离的计算过程中,没有把已知信标节点的相对坐标、已知距离与信号强度关系等综合信息融入其中,不能进一步减少因环境而带来的距离测量误差.而对于不需测量距离的传统质心定位算法,虽然外界环境对其定位计算影响较小,但缺乏加权系数,表现不出已部署的信标节点对未知节点坐标计算的影响程度,加大了节点的定位误差.

为弥补上述缺陷,本文针对传统算法做出改进,通过比较验证了本文所提算法定位的精确性.

2 基于环境感知的 RSSI 校正定位算法

本文针对 RSSI 值不准确、环境感知低、质心计算存在偏差等问题对定位算法进行了具体的改进.

2.1 信号传播损耗模型

信号传播损耗模型用于表述发出信号在路径传播上的损耗与距离之间关系.它是发生变化的一个对数正态量.若用 dB 来作为其单位,则其符合高斯分布,其模型表达式为:

$$PL(d) = PL(d_0) + 10n \log_{10}[d/d_0] + X_\sigma (dB) \quad (1)$$

式中, $PL(d)$ 和 $PL(d_0)$ 分别表示信号经过 d 和 d_0 距离之后在路径上产生的损耗, dB 为其计量单位;后缀的 X_σ 符合高斯分布,是一个随机变量,其中均值为 0, 方差为 σ^2 , 标准差取值区间在 4 与 10 之间.

而对于位于无线传感器网络中的节点需要的是 RSSI 测量值而不是信号传播到达之后的功率.依据文献[6]并结合芯片中模块接受信号功率与 RSSI 的关系图,可得出 RSSI 值与信号接收功率呈现出较为直接的线性联系.因此 RSSI 值可以间接的表现出信号达到节点之后的接受功率.因此,式(1)经过抽象分析可以转换为:

$$\begin{aligned} \text{RSSI} &= A - 10n \log d + X_\sigma \\ d &= \log((A - \text{RSSI} + X_\sigma)/(10n))^{-1} \end{aligned} \quad (2)$$

式中, RSSI 为无线信号传播之后节点接受到的强度; A 为信号传播间距为 1 m 时的 RSSI 强度值; d 为信号传播的路径距离;而 n 与 X_σ 是分别对应式(1)

中信号传播的路径损耗因子和符合高斯函数分布的一个变量.

2.2 高斯模型数据过滤

根据本文的式(1)和(2)可知, RSSI 测量值近似服从高斯分布.因此,采用高斯模型对 RSSI 测量值进行过滤处理,可以减少外界因素及低频率波动对 RSSI 测量值的干扰,减少 RSSI 接受值与实际值之间的差距,降低后续的定位误差.

无线传感器网络中的节点可以接收周围可采集到节点的 RSSI 数据值,由于对相同节点 m 次不同的 RSSI 值的采样符合 $N(\mu, \sigma^2)$ 高斯分布,式(3)、(4)、(5)分别反应了 RSSI_i 采样数据 x 的概率密度 $f(x)$ 、平均值 μ 以及方差 σ^2 :

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(\mu - x)^2}{2\sigma^2} \right) \quad (3)$$

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^n \text{RSSI}_i \quad (4)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\text{RSSI}_i - \mu)^2 \quad (5)$$

$$\mu - \sigma < x < \mu + \sigma \quad (6)$$

高斯滤波中,本文利用式(6)对接收到的 RSSI 数据值进行筛选处理,然后计算就可获取两节点之间的 RSSI 平均值,能有效解决 RSSI 在测量过程中易受干扰、稳定性差的问题,提高了 RSSI 值的准确性,减少了 RSSI 值对后续节点定位的负面作用.

2.3 环境感知

为了得出较为准确的 n 和测距值,实现算法对环境的感知,本文利用相关公式及诸多信息来进行多次分析及运算处理.

2.3.1 路径损耗指数因子

现实环境中,监测区域使用的信号传播路径损耗指数因子 n 通常都是根据经验来确定,不能实际的表现出所处不同位置的无线信号受多径、绕射、障碍物等影响的程度,干扰了节点定位的精度,因此需要对所处监测区域的 n 进行实时、准确的测量.

如图 1 所示,假设监测区域内所设的信标节点 A_3 多次接收到另外两个已知信标节点 A_1, A_2 的 RSSI 值并做求平均处理后,可得到:

$$\begin{cases} \overline{\text{RSSI}}_{31} = -10n \lg d_{31} + A \\ \overline{\text{RSSI}}_{32} = -10n \lg d_{32} + A \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\overline{\text{RSSI}}_{31}, \overline{\text{RSSI}}_{32}$ 分别是 A_3 和 A_1, A_2 间的 RSSI 平均值; d_{31}, d_{32} 分别为 A_3 到 A_1, A_2 间的实际距离

($d_{31} \neq d_{32}$); A 为信号传播 l m 时在路径上的损耗; n 为信号在路径上传播的损耗因子。

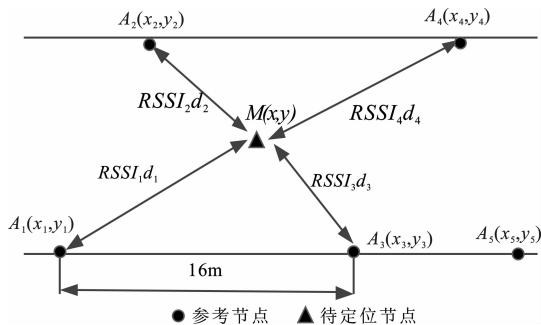


图1 信标计算未知环境路径损耗指数的原理

将式(7)中上下两项相减及变动可分别得出式(8)及式(9):

$$\overline{RSSI}_{32} - \overline{RSSI}_{31} = -10n \lg(d_{32}/d_{31}) \quad (8)$$

$$n = \frac{\overline{RSSI}_{31} - \overline{RSSI}_{32}}{10 \lg(d_{32}/d_{31})} \quad (9)$$

对于上述式(7)中的 A 值来说也是经过频繁测量并对测量结果集进行求取平均计算得来的,但这并没有实际减少外界环境因素对其干扰而产生的误差,同时 A 值与测量时所处的监测区域环境有着很深的关联。因此,若运算式中含有 A ,则存在着较大的计算偏差。而本文参与定位运算的式(9)仅和 $\overline{RSSI}_{32}$, $\overline{RSSI}_{31}$, d_{32} , d_{31} 相关,与 A 值没有关联,从而可以实时、有效的得到监测区域环境内信号在路径上传播的损耗指数 n , 提高指数 n 的准确性,降低环境因素的影响,实现算法对环境的感知,减少后续定位误差。

2.3.2 RSSI 测距及校正

为了进一步增强算法对区域环境的感知,本文对 RSSI 测距做了有效的改进。算法先利用节点最大通信范围及式(8)来对未知节点与其他任意节点间进行第一次测距,其具体过程为:在理想状况下,监测区域内两个节点间的距离值越大,所能实际接受到的信号传播强度就越低,即节点所接收到的最小信号强度可对应两点间的最大传播距离值,记为 d_{Max} ,可取 $d_{Max} \approx R$ (R 为无线传感器网络中节点最大通信半径),因此监测区域内待测节点 $M(x, y)$ 接受到整个区域环境内所能采集到的所有 RSSI 值后,对接受到的 RSSI 集合进行过滤及排序处理,然后从中找出最小的 RSSI 值 ($RSSI_{min}$),以及该 RSSI 值所对应节点给定的编号 K ,那么未知节点与节点 K 之间的间距可依概率趋向于该节点的通信半径 R ,并依据式(8)计算可得未知节点 M 与任意节点 i 的距离 $Dis(M, i)$ 为:

$$Dis(M, i) = R * \lg\left(\frac{1}{10n} (RSSI_{min} - \overline{RSSI}_{Mi})\right)^{-1} \quad (10)$$

式中,信号传播路径损耗指数 n 可利用式(9)实时、准确测量得出,进一步提高了 RSSI 测距的精密度。

为了更深层次的减少环境因素所带来的定位误差,提高定位精度,本文继续对 RSSI 测距进行校正,即为第二次测距,其具体过程为:在无线传感器网络中,虽然一开始节点是人为随机部署的,不过一旦部署完毕后,节点之间的相对坐标是不发生变化的,因此不管使用什么样的测距方法进行间距测量,任意节点间所测距离的比是固定的,一直保持不变。在图2中,未知节点 M 与 B_i , B_i 与 B_j 之间比例关系与使用式(10)计算的结果应该是相等的,从而可以得出式(11)及式(12):

$$\frac{d_i}{d_{ij}} = \frac{Dis(M, i)}{Dis(i, j)} \quad (11)$$

$$d_i = \frac{Dis(M, i)}{Dis(i, j)} d_{ij} \quad (12)$$

式中, d_{ij} 为信标节点 ij 间的已知精确距离; d_i 为未知节点与信标间的未知距离。

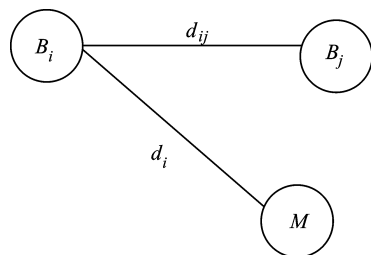


图2 基于信标间距的校正

上述式(11)中 $Dis(M, i)/Dis(i, j)$ 为对测距值进行互比处理来抵消第一次测距存在的偏差,可以有效地削弱式(10)因外界环境因素所带来的不良影响。接着式(11)经变换可获得式(12),式(12)中的 d_i 则为经过 RSSI 校正的未知节点与信标节点之间的距离,从而在原本第一次测距的基础上实现第二次测距修正,再次增强了算法对外界区域环境的感知,提高了算法对未知节点的定位精度。

2.4 加权质心定位计算

由上一小节的式(12)可获得经 RSSI 校正的未知节点 M 与所有已知信标节点 B_i 之间的间距集合,设为 $D_i = \{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ij}\} (i \neq j)$ 。随后将距离集合中的数据进行平均值求取处理,其均值可记为 $\overline{d_i}$,用 W_i 表示监测区域内已部署的信标节点 B_i 对未知

节点的影响因子,进一步完整的突显出未知节点所受的外界影响,其 W_i 值计算如式(13)所示:

$$W_i = 1/\bar{d}_i \quad (13)$$

假设在监测区域信标节点有 m 个,则令未知节点与信标间的 m 个距离值分别为 $d_1, d_2, \dots, d_m$, 任取 $m-1$ 个值进行排列组合,可以得到的为 $\{(d_2, d_3, \dots, d_m), (d_1, d_3, \dots, d_m), \dots, (d_1, d_2, \dots, d_{m-1})\}$, 对 $(d_2, d_3, \dots, d_m)$ 利用坐标与距离之间的求解公式,可列出方程组如式(14)所示:

$$\begin{cases} (x_2 - x_0)^2 + (y_2 - y_0)^2 = d_2^2 \\ (x_3 - x_0)^2 + (y_3 - y_0)^2 = d_3^2 \\ \vdots \\ (x_m - x_0)^2 + (y_m - y_0)^2 = d_m^2 \end{cases} \quad (14)$$

对式(14)进行化简,得到式(15):

$$Ax = b \quad (15)$$

式中 $x = (x_0, y_0)^T$,

$$A = \begin{bmatrix} 2(x_2 - x_m) & 2(y_2 - y_m) \\ M & M \\ 2(x_{m-1} - x_m) & 2(y_{m-1} - y_m) \end{bmatrix},$$

$b =$

$$\begin{bmatrix} x_2^2 - x_m^2 + y_2^2 - y_m^2 + d_m^2 - d_2^2 \\ \vdots \\ x_{m-1}^2 - x_m^2 + y_{m-1}^2 - y_m^2 + d_m^2 - d_{m-1}^2 \end{bmatrix}.$$

式(15)中的矩阵 A 是 $m-2$ 行 2 列的,一般情况下有 $m-2 > 2$,进一步可得到式(15)的极大似然解为:

$$x_1 = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (16)$$

类似对于 $\{(d_1, d_3, \dots, d_m), \dots, (d_1, d_2, \dots, d_{m-1})\}$ 对应的极大似然解为 $\{X_2, X_3, \dots, X_m\}$. 其中 $X_i = (X_{0i}, Y_{0i}), i = 1, 2, \dots, m$.

$$X_M = \frac{\sum_{i=1}^n (W_i \times X_i)}{\sum_{i=1}^n W_i},$$

$$Y_M = \frac{\sum_{i=1}^n (W_i \times Y_i)}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (17)$$

利用加权质心公式(17),求解可获取待定位的节点坐标,其为:

$$(x_0, y_0) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n W_i X_{0i}}{\sum_{i=1}^n W_i}, \frac{\sum_{i=1}^n W_i Y_{0i}}{\sum_{i=1}^n W_i} \right) \quad (18)$$

3 CLEAP 算法步骤

CLEAP 算法步骤如下(算法流程如图 3 所

示).

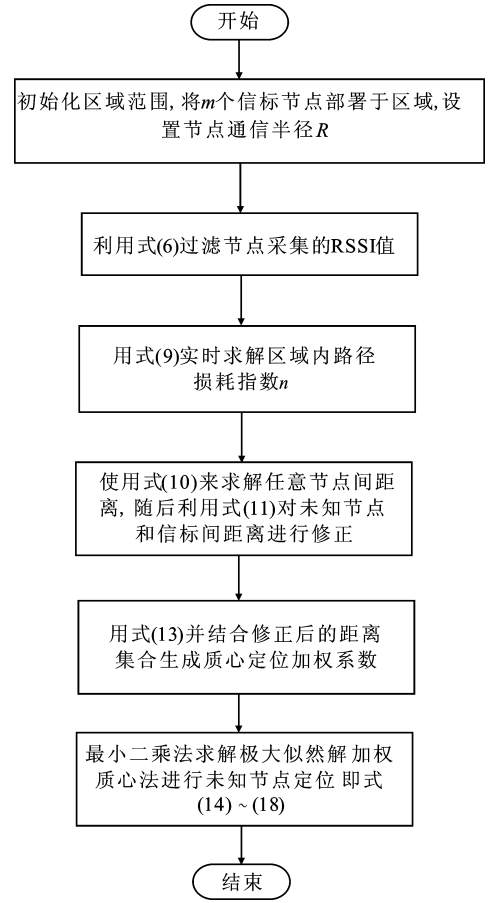


图 3 CLEAP 算法流程图

(1)设置监测区域的环境范围,将 m 个信标节点随机散布于该区域环境内,设定节点通信半径 R ;

(2)使用式(6)对区域中节点采集的 RSSI 值进行实时的过滤与处理;

(3)准确计算区域所部属信标节点间的距离,再使用信标节点间处理后的 RSSI 均值和式(9)求解区域环境中路径损耗指数 n ;

(4)利用式(8)并结合节点最大通信距离,可以计算出任意节点间的距离,即为式(10);

(5)无线传感器网络中节点一旦人为部署完毕后,节点之间的间距比是一直不变的,即使用式(11)对式(10)求的未知节点与信标节点间的距离进行进一步校正,得出式(12),式(12)为未知节点与信标节点的最终间距,分别记为 $d_1, d_2, \dots, d_m$;

(6)用式(13)得出信标节点在定位时对未知节点的影响系数,即为质心公式在计算节点坐标的加权系数;

(7)从 $d_1, d_2, \dots, d_m$ 中取出 $m-1$ 个值进行排

列组合后可得到 $m-1$ 个不同的距离集合,分别记为 $\{(d_2, d_3, \dots, d_m), (d_1, d_3, \dots, d_m), \dots, (d_1, d_2, \dots, d_{m-1})\}$, 对 $m-1$ 个不同的距离集合利用坐标与距离之间的求解公式,可列出 $m-1$ 个方程组,类似式(14),然后将式(14)化简为式(16),方可求出 $m-1$ 个未知节点的极大似然解,分别记为 $\{X_2, X_3, \dots, X_m\}$, 最后使用式(18)对 $m-1$ 个未知节点的极大似然解进行质心加权处理,来得到未知节点的最终坐标,实现未知节点的定位。

4 仿真实验结果及分析

本文选择的仿真平台是 matlab2010, 系统配置为: win7 64 位系统, i5 处理器, 4 GB 内存。在仿真实验中, 设置区域为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$, 信标节点随机分布分布于该区域内, 节点通信半径为 60 m , 引入了均值为 0, 方差 9.8 的高斯噪声, 用它来代替实际环境中的反射、多径、传播、障碍物阻隔等因素所带来的负面作用, 此外根据所部署区域的实际环境、RSSI 值并结合 2.3 中的式(9)得出路径损耗指数 n 的值为 1.9, 然后将其结合到仿真实验中, 最后对实验结果进行理论分析, 来验证所提出的 CLEAP 算法。

本节将从两个方面来对算法进行仿真和分析, 仿真结果如图 4 和 5 所示, 所有仿真实验都进行 120 次, 结果取 120 次的平均值。

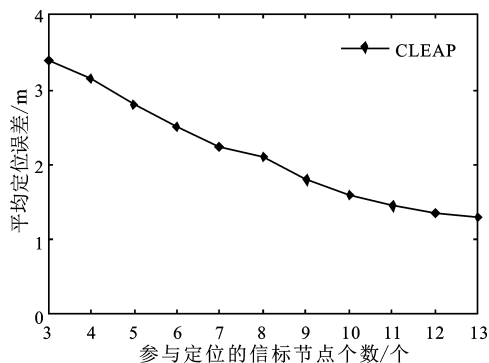


图4 定位误差与信标节点数的关系

图4研究了区域环境中参与定位的不同信标节点的个数对 CLEAP 算法精密度的影响程度。从图4中可得出, 当辅助未知节点坐标计算的信标节点数量低于所设的 11 个时, 所得平均定位误差相对来说较大, 当辅助未知节点定位的信标节点个数达到所部署的 12 至 13 个时, 未知节点的定位误差逐渐走向稳定, 若在此基础上继续增加辅助定位的信标节点量, 精度的提升基本保持不变, 倾向于一个固定

值。因此当参与定位的信标节点数量设置为 12~13 个时, CLEAP 算法对未知节点的定位达到最佳状态, 既能达到对未知节点定位精度的需求, 又避免了相关节点硬件的过多使用与投入, 减少资源的浪费。

为了进一步突出所提算法定位的精准性与稳定性。本文将陈维克所提出的加权质心算法, 传统的极大似然估计算法, 基于 RSSI 的极大似然和加权质心相互融合的节点定位算法^[7] (Hybrid localization algorithm of maximum likelihood and weighted centroid based on RSSI, HLAMLWC) 和本文 CLEAP 算法进行了平均定位误差的比较, 实验结果如图 5 所示。

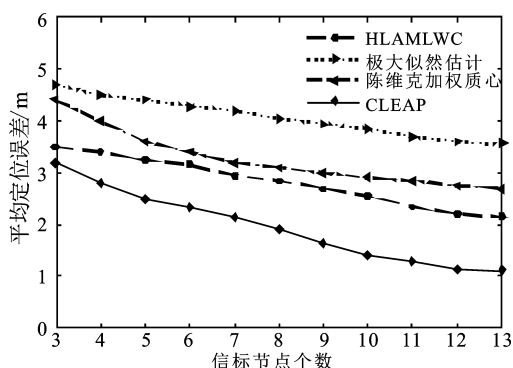


图5 算法间的比较

由图5可知, 传统的极大似然估计算法在起始时平均定位误差就较大, 虽然随着信标节点个数的增加, 误差有所减少, 但减少幅度一直保持平稳状态, 并没有显著降低; 陈维克算法虽然随着信标节点个数的增加误差有所减少, 但当信标节点个数高于 8 个时, 其误差减少幅度也处于平缓状态, 定位精度仍然受限; HLAMLWC 算法曲线中的信标节点个数与平均定位误差趋向于线性关系, 但其中斜率偏低, 定位精度有待进一步提高; 而本文 CLEAP 算法在起始时误差相对上述算法来说就偏低, 并且随着区域环境中部署信标节点个数的增加, 其误差一直处于降低状态, 直至信标节点数量达到图4中最佳个数。

CLEAP 算法平均定位误差低的主要原因是: 该算法先对 RSSI 测量值使用高斯模型进行预处理过滤筛选; 然后利用已变换的信号传播损耗模型公式和处理后的 RSSI 均值来降低路径损耗指数 n 的误差; 此外本文是利用节点最大通信半径来实现节点间的第一次测距, 而不是直接通过功率的测量来逐步进行节点的最终定位, 减少了因功率测量所带

来的定位误差;接着通过未知节点与信标节点之间的距离比例式来进一步校正该测距值,实现本文所定义的二次测距修正;当校正的距离集合生成后,利用该集合的数据值来生成质心加权系数,从而反映出信标节点对未知节点坐标位置的影响力,进一步突显出未知节点所受的外界影响;最后在上述基础上将最小二乘法与加权的质心计算公式相融合来得出节点的坐标位置。

仿真实验结果及后续对实验结果的理论分析都最终表明,CLEAP 算法要优于陈维克加权质心算法、传统的极大似然估计定位算法及 HLAMLWC 算法。

5 结束语

针对算法在定位过程中易受环境因素干扰的问题,本文基于 RSSI 技术对其进行改进,提出了一种环境感知的校正定位算法.通过仿真对比分析可知,本文所提出的改进在降低 RSSI 测量值误差及质心计算偏差的基础上还能够较好地解决算法对环境感知低的问题,使算法能够得到更精确的解.实验结果验证了本文算法的有效性.然而,在定位过程中 RSSI 值的测量和采集从根本上还存在着偏差,且由于环境因素的错综复杂,算法对环境的完全感知还需要进一步的实现,这也是本文未来的研究方向之一。

参考文献:

[1] 龙佳,卑璐璐,李轶,等.基于 RSSI 的改进加权质心定位修正算法[J].微电子学与计算机,2017,34(4):89-93.

[2] Wang P F, Luo Y F. Research on WiFi Indoor Location Algorithm Based on RSSI Ranging[C]// Fourth International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), Changsha, China, 2017:1694-1698.

[3] 龙佳,卑璐璐,张申,等.基于虚拟信标节点的改进加权质心定位修正算法[J].微电子学与计算机,2017,34(3):74-78.

[4] 蔡丽萍,蒋晶晶,洪利.一种改进的 DV-HOP 定位算法[J].微电子学与计算机,2015,32(4):120-124.

[5] Shen S, Yang B, Qian K, et al. An Improved Amorphous Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks[C]//International Conference on Networking and Network Applications(NaNA), Hakodate, Japan, 2016:69-72.

[6] IncChipcon. SmartRF CC2420 Datasheet (rev 1.3) [Z]. <http://www.chipcon.com>, 2005.

[7] 韩江洪,祝满拳,马学森,等.基于 RSSI 的极大似然与加权质心混合定位算法[J].电子测量与仪器学报,2013,27(10):937-943.

作者简介:

马学森 男,(1977-),副教授.研究方向为无线传感器网络、嵌入式系统、网络与信息安全、大数据处理。

E-mail:292960042@qq.com.

宫 帅 男,(1993-),硕士研究生.研究方向为无线传感器网络、物联网、网络与信息安全。

朱 建 男,(1992-),硕士研究生.研究方向为无线传感器网络、物联网、嵌入式系统。

谈 杰 男,(1994-),硕士研究生.研究方向为无线传感器网络、网络与信息安全、大数据处理。