

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2002920

基于修正 RSSI 值的四边形加权质心定位算法

刘 雨 肖本贤 尹柏强

(合肥工业大学 电气与自动化学院 合肥 230000)

摘要:在利用接收信号强度指示(RSSI)对无线传感器网络中的未知节点进行定位时,RSSI 值易受环境的影响导致定位误差,为此提出基于 RSSI 测距修正的四边形加权质心定位算法(QWCRC)。先对来自同一锚节点的多个 RSSI 值进行卡尔曼滤波,得到修正的 RSSI 值,致使测距尽可能的接近真实距离;再采用四边形加权定位对未知节点进行定位,同时利用最小二乘法进行辅助定位,此算法对于相邻锚节点圆不相交的情况给出新的解决方案。实验结果对比表明,改进的算法相比较于四边形加权质心算法(QWC)和 RSSI 测距修正的三角形加权算法(TWCRC),在锚节点数目 5×5 和噪声强度为 0 dbm 时,定位精度可分别提升 87.14% 和 35.51%。

关键词: RSSI; 卡尔曼滤波; 四边形加权质心算法; 最小二乘法

中图分类号: TP391; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Quadrilateral weighted centroid localization algorithm based on RSSI of correction

Liu Yu Xiao Benxian Yin Baiqiang

(School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230000, China)

Abstract: When RSSI is used to locate unknown node of wireless sensor network, the RSSI values are easily affected by environment will cause location error. Thus, quadrilateral weighted centroid localization algorithm based on range correction of RSSI (QWCRC) is proposed. Firstly, the optimized RSSI value is obtained by Kalman filtering of the received RSSI values, which makes the ranging as close as possible to the real distance. Secondly, location of unknown node is determined by quadrilateral weighted centroid localization algorithm, at the same time, the method of least squares is used for auxiliary positioning. A new solution is provided by the algorithm to the case where the adjacent anchor node circle does not intersect. Finally, the experimental results show that compared with the quadrilateral weighted centroid algorithm (QWC) and the triangle weighted algorithm modified by RSSI ranging (TWCRC), the positioning accuracy of the improved algorithm can be improved by 87.14% and 35.51% respectively when the number of anchor nodes is 5×5 and the noise intensity is 0 dbm.

Keywords: RSSI; Kalman filtering; quadrilateral weighted centroid localization algorithm; method of least squares

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)是由大量具有数据获取能力、无线通信传输数据能力、数据处理能力的微型传感器节点构成的网络。WSN 的应用非常广,涉及到工业控制、农业控制、环境监测、医疗监护、智能家居、仓储物流等多个领域,具有广阔的发展前景,节点定位是 WSN 一个关键的研究方向之一。根据节

点与节点之间是否需要测距,在无线传感器网络中现有的节点定位方法可分为基于距离的(range-based)定位方法和距离无关(range-free)的定位方法。虽然基于距离的定位方法需要硬件支持,但是它定位精度较高。常见的基于距离的定位方法主要有接受信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)、到达时间(time of arrival, TOA)、到达时间差(time of different arrival, TDOA)和到达角度(angle of arrival, AOA)4种。在这4种定位方法中,后3种的定位方法需要额外硬件支持,结



构比较复杂,成本也比较高。而节点本身具有无线发射功能,对信号的测量也比较容易,所以对于 RSSI 的研究非常有价值^[1-5]。现阶段,对于利用 RSSI 值对于未知节点进行定位已经成为当下研究的热点。

近年来,相关文献提出了各种方法,在大体上分为 3 种,第 1 种是减小 RSSI 的测距误差,文献[6]利用卡尔曼滤波对接收的 RSSI 值进行滤波处理,以减小测距误差;文献[7]利用神经网络处理 RSSI 值,不过这需要大量 RSSI 数据来确保精度;文献[8]改进路径损耗传播模型,提出了一种自适应滤波方法,该方法在目标节点平移和旋转运动过程中自动优化加权参数,有效地降低了测距误差。第 2 种是提高通过距离求未知节点坐标的定位精度,文献[9-10]通过动态的改进权值因子来降低定位的误差;在文献[11]中,通过贝叶斯优化估计,判别出接收到 RSSI 的精确区域,达到提高定位精度的效果;文献[12-13]利用花授粉、蚁群以及模拟退火等各种智能算法来降误。最后一种是降低定位损耗与成本,文献[14]锚节点的分布采用等弧三边布局,有效地提高了算法的覆盖率,节约了成本;文献[15]在检测区域内锚节点按照特定的轨迹运动,利用未知节点从锚节点接收到 RSSI 序列对未知节点进行定位,此定位算法能够有效降低成本与功耗,达到以少量的锚节点定位多量未知节点的效果,不过定位精度受到锚节点运动轨迹的影响,这会导致部分未知节点的定位精度较低。

针对上述所存在的问题,为了尽可能去提高定位精度,提出了基于优化的 RSSI 值的四边形加权定位算法。首先对接收的信号指示强度进行卡尔曼滤波,在一定程度上滤除环境因素的影响,使优化后的值更加接近真实值;之后采用改进的四边形加权质心算法计算出未知节点的位置,同时利用最小二乘法(LS)找出误差较大定位,进一步提高精度,此算法对于锚节点圆不相交的情况给出一种新的解决方案,避免重新去选择误差较大 RSSI 组,减小定位误差。最后实验结果表明,此算法定位精度得到改善,同时又有较好的鲁棒性。

1 基于 RSSI 的测距修正

1.1 RSSI 的测距模型

无线信号传播模型主要有以下几种,自由空间传播模型、衰减因子模型、对数距离路径损耗模型和马特内-马纳恩模型。常用的是自由空间传播模型与对数距离路径损耗模型。

信号在自由空间传播时,环境是比较理想的,扩散环境符合 LOS 环境,发射端发射的信号不会因多径、绕射、障碍物影响而产生信号的衰减,在空气中的传播损耗成为信号损耗的唯一路径。

$$RSSI(d) = A - 20\lg\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (1)$$

$$A = 10\lg(G_r G_t P_t \left(\frac{\lambda}{4\pi}\right)^2) - 20\lg d_0 \quad (2)$$

式(1)为自由空间传播模型的计算公式,其中 $RSSI(d)$ 表示距离信号源 d m 时所接收到的信号强度 (dbm); d_0 为距离发射节点的参考距离,通常取 $d_0=1$ m; λ 为波长; G_r 、 G_t 、 P_t 分别为接收节点的天线增益、发射节点的天线增益、发射节点的功率。

室内环境是非自由空间,信号的传播会受到室内障碍物和空间设计的影响,信号的扩散符合 NLOS 环境。

$$RSSI(d) = RSSI(d_0) - 10n\lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \quad (3)$$

$$RSSI(d_0) = 10\lg(G_r G_t P_t \left(\frac{\lambda}{4\pi}\right)^n) - 10n\lg d_0 \quad (4)$$

式(3)为对数距离路径损耗模型的计算公式,其中 n 为路径损耗因子,它的取值与环境有关,取值范围为 2~5。 X_σ 表示在 NLOS 环境下的噪声,这里用高斯概率密度函数表示。

1.2 卡尔曼滤波算法

在实际的测量中,因受环境障碍物阻挡、多径、阴影衰落等因素的影响,获得的测距数据不但包含了数量较多、幅度较小的随机误差,而且包含了数量较小、幅度较大的测距误差(粗差)^[16]。随机误差可以利用对多次测量的数据求平均值进行消除,但是粗差不能用简单的求平均值进行求取,否则会影响定位的精度。文献[17]用含不同的粗差进行统计,结果,当 1 000 个数据中含有 2 个粗差时,足以使所得到的均值估计值不可用。卡尔曼滤波算法通过建立系统方程跟观测方程,让目标数据符合最小均方误差(minimum mean squared error, MMSE)原则。通过 RSSI 数值与噪声的动态时域模型,通过观测值与预测值共同取估计实际值,即使观测系统状态参数有噪声存在,观测值与实际值有较大误差时,卡尔曼算法依然可以对状态实际数据做出最佳估计^[18]。

卡尔曼滤波后的数据可以滤除了较大的波动,使优化后的 RSSI 值更加的接近真实值。卡尔曼滤波算法的具体步骤如下。

对来自锚节点的 n 个 RSSI 值进行卡尔曼滤波。因为在理想状态下,对来自同一节点的指示强度是相同的,所以实验中状态转移矩阵 F 取 1,控制量为 0,即 $BU_{i-1} = 0$ 。在实验中,认为预测模型本身很可靠,因此,预测模型噪声 Q 取很小的值,设置为 1×10^{-6} 。测量值的方程 R 设置为信号噪声的方差。未知节点实际测量的 RSSI 值与理想的 RSSI 值应该是相同的,所以观测状态转移矩阵 H 取 1。 K 为卡尔曼增益,是用来决定相信预测模型多一点还是相信观测模型多一点。 Z 为观测矩阵,即为接



收到的 RSSI 值。 X 的初值 $X(0)$ 设置为接收到第 1 个 RSSI 值,协方差设置为 1,这两个值会随着算法的修正逐渐趋于真实值。卡尔曼算法具体公式如式(4)所示。

$$\begin{aligned} X^-(t) &= FX^-(t-1) + BU(t-1) \\ P^-(t) &= FP^-(t-1)P^-(t-1) + Q \\ K(t) &= P^-(t)H^T(HP^-(t)H^T + R)^{-1} \\ X(t) &= X^-(t) + K(t)(Z(t) - HX^-(t)) \\ P(t) &= (I - K(t)H)P^-(t) \end{aligned} \quad (4)$$

1.3 CC2530 的实验验证

CC2530 芯片集成了 ZigBee 协议的收发功能,技术也比较成熟而且价格低廉,它还具有功耗低、性能稳定等优势,芯片集成了 8051 微处理器、RF 收发器及外围 I/O 接口,满足了通用型采集终端的运算和接口资源的需求。外围器件主要包括电源芯片、RTC 时钟、天线、存储芯片、传感器接口电路及显示器等器件^[19]。

CC2530 的发射频率为 2 405~2 583.5 MHz,天线的发射增益和接收增益为 2 dbm。在开阔的场地上利用 CC2530 作为传感器的节点进行实验,尽量减少场地上障碍物和信号的干扰,此时可认作是自由空间传播模型,视节点到的信号为理想的接收信号,在此基础上加上不同强度(0、5、10 dbm)的噪声干扰,再对于干扰后的多组信号进行 Kalman 滤波处理,如图 1~3 所示。

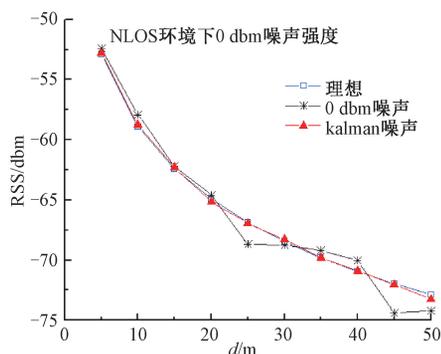


图 1 Kalman 对于 0 dbm 噪声强度下 RSSI 滤波

Fig. 1 Kalman filter map of RSSI at 0 dbm noise intensity

对比图 1~3 可知,距离发射节点越远,噪声对于信号的干扰程度越大, Kalman 滤波后对应的 RSSI 值偏差也越大。在 0 dbm 噪声强度下,经滤波后的 RSSI 值与理想值偏差较小,但在 3 与 5 dbm 噪声强度下,当距离 >35 m,滤波后 RSSI 值与理想值存在了一定的偏差,利用此 RSSI 值会造成误差的累积,因此在进行实验时,应该取未知节点通信半径 35 m 内的锚节点进行定位。

2 改进的四边形加权质心定位算法

在三角形加权质心的基础上,为提高定位的精度,增

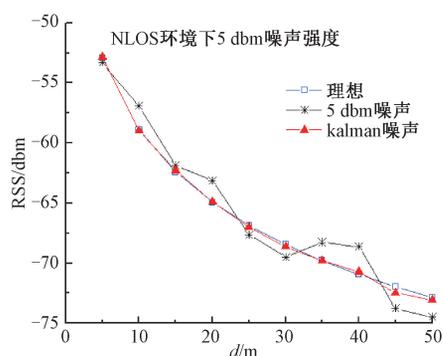


图 2 Kalman 对于 5 dbm 噪声强度下 RSSI 滤波

Fig. 2 Kalman filter map of RSSI at 5 dbm noise intensity

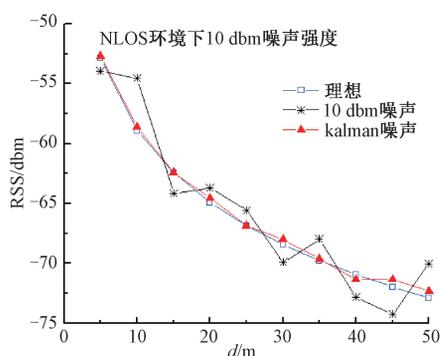


图 3 Kalman 对于 10 dbm 噪声强度下 RSSI 滤波

Fig. 3 Kalman filter map of RSSI at 10 dbm noise intensity

加了参与定位的锚节点的个数,提出了四边形加权质心算法,算法原理如图 4 所示。

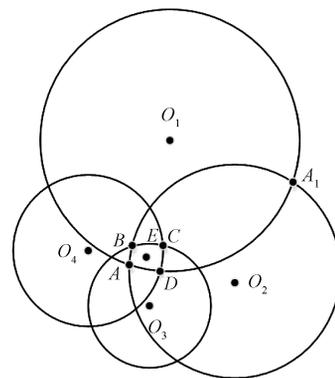


图 4 四边形加权质心算法原理 1

Fig. 4 Schematic diagram of quadrilateral weighted centroid algorithm 1

由图 4 可知,参与定位的锚节点的数目越多,相交得到的区域就会越小,定位精度越高。但是并不是锚节点参与的个数越多越好,一方面是随着锚节点的数目的增加,距离未知节点远的锚节点也参与了定位,而这些距离



远的锚节点本身的误差就比较大,这样就会造成误差累积,反而不利于提高定位精度;另一方面,随着参与定位的锚节点数目的增加,算法的复杂度与计算量会急剧的增加。因此选用 4 个锚节点参与定位,使定位精度得到了保证,而且复杂度也相对不高。从图 4 可以发现,圆 O_1 与 O_3 的两交点均不是围成相交区域的顶点,只有相邻的两圆的内侧交点才是相交区域的顶点。可以通过另外两个圆的圆心与两个交点的距离远近判断出内侧点与外侧点。相邻锚节点圆 O_1 与 O_2 的交点为点 A 与 A_1 , 由于点 O_3 到 A 的距离大于点 O_3 到 A_1 的距离,所以点 A 为内侧点。

在实际定位中由于受到环境因素的影响,这样就会造成 RSSI 值的随机分布,除了会出现上述的 4 个锚节点圆相交于一个区域的情况,还有相邻锚节点圆相交、不相邻锚节点圆不相交的情况,原理如图 5 所示。

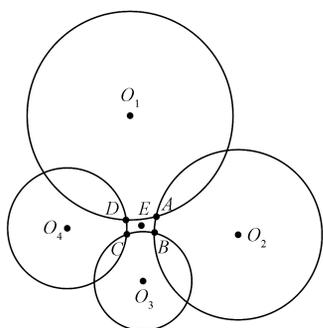


图 5 四边形加权质心算法原理 2

Fig. 5 Schematic diagram of quadrilateral weighted centroid algorithm 2

图 4、5 的情况由于相邻锚节点圆是相交的,可以通过相邻锚节点圆的内侧交点对未知节点进行定位,但是由于 RSSI 值的随机分布,难免会出现相邻锚节点圆不相交的情况,传统的方法都是选取下一组锚节点进行补位,这样就会丢失较大 RSSI 值,会降低定位的精度,针对这种情况,本文提出了一种改进的四边形加权质心定位算法,改进的算法原理如图 6 所示。

$$\begin{cases} x = \frac{(\frac{1}{r_1} + \frac{1}{r_2})x_1 + (\frac{1}{r_2} + \frac{1}{r_3})x_2 + (\frac{1}{r_3} + \frac{1}{r_4})x_3 + (\frac{1}{r_4} + \frac{1}{r_1})x_4}{2 \times (\frac{1}{r_1} + \frac{1}{r_2} + \frac{1}{r_3} + \frac{1}{r_4})} \\ y = \frac{(\frac{1}{r_1} + \frac{1}{r_2})y_1 + (\frac{1}{r_2} + \frac{1}{r_3})y_2 + (\frac{1}{r_3} + \frac{1}{r_4})y_3 + (\frac{1}{r_4} + \frac{1}{r_1})y_4}{2 \times (\frac{1}{r_1} + \frac{1}{r_2} + \frac{1}{r_3} + \frac{1}{r_4})} \end{cases} \quad (6)$$

3 最小二乘法

3.1 参与最小二乘法锚节点的个数

在锚节点数目为 5×5 时,利用最小二乘法对于未知

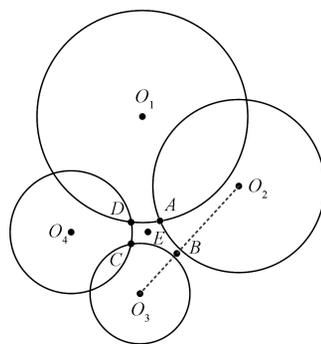


图 6 改进的四边形加权质心算法原理

Fig. 6 Schematic diagram of improved quadrilateral weighted centroid algorithm

在图 6 中,锚节点圆 O_2 与 O_3 是不相交的,设圆 O_2 的半径为 r_2 , 圆 O_3 的半径为 r_3 , 且 $r_2 > r_3$, 圆心 O_2 与 O_3 的坐标分别为 (x_{o_2}, y_{o_2}) 与 (x_{o_3}, y_{o_3}) , 点 B 的坐标为 (x_2, y_2) , 则点 B 坐标可由 O_2 与 O_3 的坐标表示,如式(5)所示。

$$\begin{cases} \frac{\sqrt{(x_2 - x_{o_2})^2 + (y_2 - y_{o_2})^2}}{\sqrt{(x_2 - x_{o_3})^2 + (y_2 - y_{o_3})^2}} = \frac{r_2}{r_3} \\ y_2 = \left(\frac{y_{o_3} - y_{o_2}}{x_{o_3} - x_{o_2}} \right) x_2 + \frac{x_{o_3} y_{o_2} - x_{o_2} y_{o_3}}{x_{o_3} - x_{o_2}} \end{cases} \quad (5)$$

通过以上论述,点 A, B, C, D 的坐标就可以求解出来了,假设 A, B, C, D 的坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), (x_4, y_4)$, $E(x, y)$ 为未知节点,为了增加距离较近的锚节点的权重,把权值因子设为 $(\frac{1}{r_1} + \frac{1}{r_2}), (\frac{1}{r_2} + \frac{1}{r_3}), (\frac{1}{r_3} + \frac{1}{r_4}), (\frac{1}{r_4} + \frac{1}{r_1})$, 因此未知节点的坐标表示如式(6)所示。

节点的位置进行预估时,参与定位的锚节点数目与定位误差的关系如图 7 所示。在理想状态下,参与的锚节点的数目越多,定位误差就越小,但是,式(3)中的 d_1, \dots, d_n 并不是准确值,随着参与个数的增加,误差也是逐渐累



积的,所以出现图 6 锚节点数目为 4 时的误差转折。在锚节点数目为其他值时,通过实验验证,也是参与定位的锚节点数目为 4 时,定位误差最小。

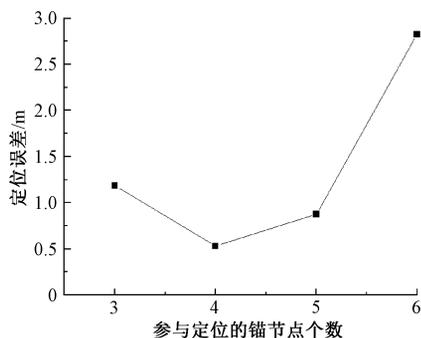


图 7 锚节点个数对定位误差的影响

Fig. 7 The effect of the number of anchor nodes on the positioning error

3.2 最小二乘法的辅助定位

利用改进的四边形加权质心算法对计算出了位置节点的坐标,为了进一步的降低定位的误差,采用最小二乘法取辅助定位,保留定位精度相对高的的坐标,对误差较大的位置处进行进一步的降误处理。

1) 随机分布 10 个已知坐标位置的测试节点,利用最小二乘法分别计算出它们预估位置,进而得到了各自定位误差,求得 10 个测试节点的平均误差 E_{mean} , E_{mean} 为此数量锚节点下最小二乘法的平均定位误差。

2) 基于步骤 1) 中相同数量锚节点条件下,假设利用最小二乘法求得未知节点的坐标为 $G(x_g, y_g)$, 利用改进的四边形加权质心算法求得的坐标为 $E(x, y)$, 则它们之间的误差为 $E = \sqrt{(x - x_g)^2 + (y - y_g)^2}$ 。

3) 若 $E \leq E_{mean}$, 则保留 $E(x, y)$ 为最终未知节点定位结果;否则对改进的四边形加权质心定位算法中的 4 个交点坐标 $A(x_1, y_1)$ 、 $B(x_2, y_2)$ 、 $C(x_3, y_3)$ 、 $D(x_4, y_4)$ 进行处理,4 个交点坐标与 $G(x_g, y_g)$ 的误差分别为 E_i , 其中 $i = 1, 2, 3, 4$, 若 $E_i \leq 1.5E_{mean}$, 则保留交点坐标,否则舍去此交点坐标,最后把保留下的坐标再一次进行加权,求得的坐标作为最终结果;若 4 个交点均舍去,则用 $G(x_g, y_g)$ 代替作为最终结果。

4 算法描述

本文算法的步骤如下:

1) 锚节点周期性的向外发射信息,包括自身 ID 和位置坐标信息。

2) 在未知节点的通信范围内,接收来自同一锚节点的 n 组数据,然后对接收到的 n 组数据进行卡尔曼加权

滤波,得到最优的 RSSI 值。

3) 在未知节点通信范围内,对接收到的有锚节数据进行步骤 2) 的优化处理,得到 m 组优化后的 RSSI 值,再对 m 组数据从大到小进行排序,得到集合 $RSSI = \{RSSI_1, RSSI_2, RSSI_3, \dots, RSSI_m\}$, 同时记录下对应的锚节点的坐标 $O_i = (x_{o_i}, y_{o_i}) (i = 1, 2, 3, \dots, m)$ 。

4) 如果 $m > 4$, 则执行步骤 5), 否则按照三角形加权质心定位算法直接求解未知节点的坐标。

5) 取集合 RSSI 中前 4 组数据,并记录下对应的锚节点的坐标。

6) 判断相邻的锚节点圆是否相交,若不相交,则采用改进的四边形加权质心定位算法。

7) 对步骤 6) 求得的 4 个坐标进行权值修正,求得未知节点坐标。

8) 利用最小二乘法辅助定位,进一步降低定位误差。

9) 定义误差为 Er , 假设未知节点的实际坐标为 (x_0, y_0) , 预估坐标为 (x, y) , 则有:

$$Er = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \quad (7)$$

定位算法的流程如图 8 所示。

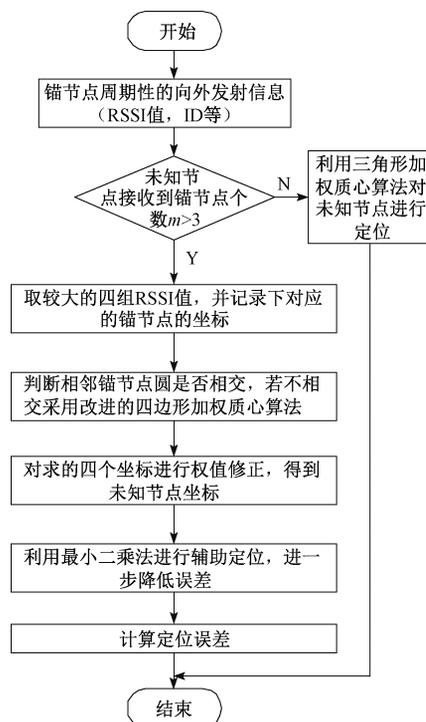


图 8 定位算法流程

Fig. 8 The flow chart of location algorithm

5 实验结果分析

本文使用 MATLAB2018a 对算法进行实验,并对算法的精度和稳定进行检验,同时与未进行滤波处理的 QWC 算法、卡尔曼滤波的 TWCRC 算法进行比较。在



100 m×100 m 的正方形区域里,锚节点均匀的分布在区域里,锚节点的数目由 25 逐步增加到 100,节点的通信半径设置为 35 m,未知节点的数目为 50,随机分布在正方形区域内。在 NLOS 不同的噪声强度环境下,实验进行 50 次,对最后的平均误差求均值。

在噪声强度为 0 dbm 的 NLOS 环境下,3 种算法的定位误差如图 9 所示。从图 9 可得,QWCRC 算法定位误差要远低于 QWC 算法,略低于 TWCRC 算法;且随着锚节点的数目增加,3 种算法的定位误差都逐渐的降低。当锚节点数目为 25~70 时,3 种算法误差减小速率相对较大,在锚节点数目>70 后误差降低的速率逐渐变缓。在锚节点的数目较少时,QWCRC 算法相对于 TWCRC 算法更具有优势。

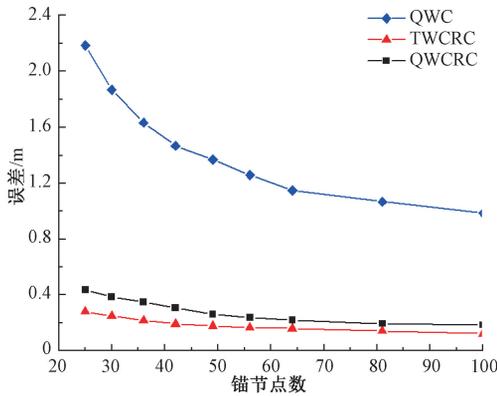


图 9 3 种算法的误差

Fig. 9 Error analysis and comparison of three algorithm

锚节点数目为 5×5 的噪声强度为 0 dbm 且未采用最小二乘法进行辅助定位的条件下,QWCRC 算法的定位误差分布如图 10 所示。由图 10 可知,QWCRC 算法大多数定位误差在平均误差上下较小幅度的波动,且定位误差均在 1 m 以下。经分析,较大的误差波动是存在于相邻锚节点圆不相交处,虽然改进的四边形加权质心算法对于此情况进行了优化处理,从一定程度上降低定位误差,但是同平均误差相比仍有偏差。

基于最小二乘法辅助定位的条件下,QWCRC 算法的定位误差分布如图 11 所示。对比两幅图可以发现,利用 LS 辅助定位不但能够使误差较小的结果得以保留,而且对于较大的误差处结果进行了降误处理,使定位的精度进一步提升。同时 LS 的辅助定位正好减小相邻锚节点圆不相交时所带来的误差。

QWCRC 算法在 NLOS 环境中噪声强度分别为 0、5、10 dbm 的条件下的定位误差如图 12 所示。随着锚节点的数目的增加,3 种噪声强度下的定位误差都逐渐减小,变化的趋势由急逐渐变缓,趋于饱和。随着噪声强度的增加,定位误差随即增大,但是值得关注的是,当噪声强

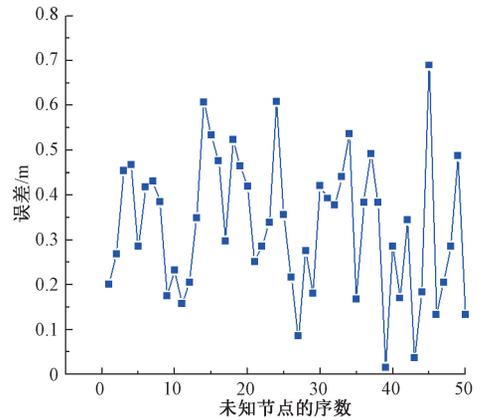


图 10 QWCRC 定位误差

Fig. 10 The location error of QWCRC

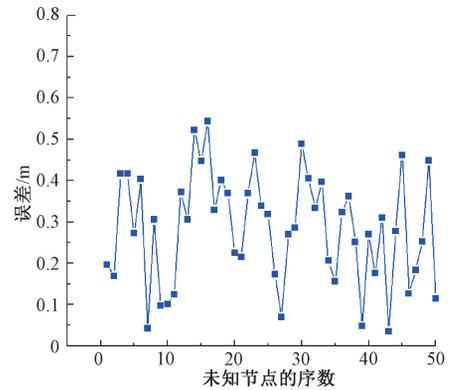


图 11 基于 LS 辅助定位的 QWCRC 定位误差

Fig. 11 QWCRC positioning error based on LS auxiliary positioning

度增加到 10 dbm 时,定位误差仍保持在 1 m 以内,可见 QWCRC 算法有较好的鲁棒性。

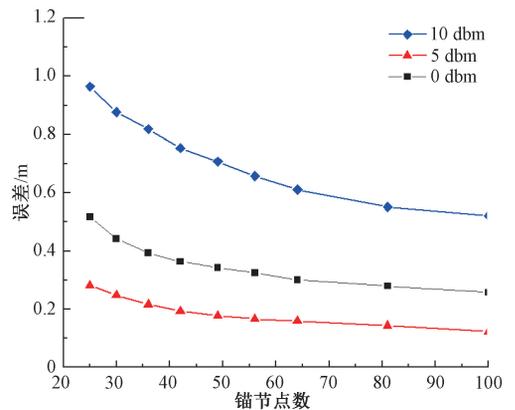


图 12 NLOS 不同噪声强度环境下定位误差

Fig. 12 Positioning error of NLOS under different noise intensity

在噪声强度为 0 dbm 环境下,3 种算法的运行时间与锚节点的数量关系如图 13 所示。

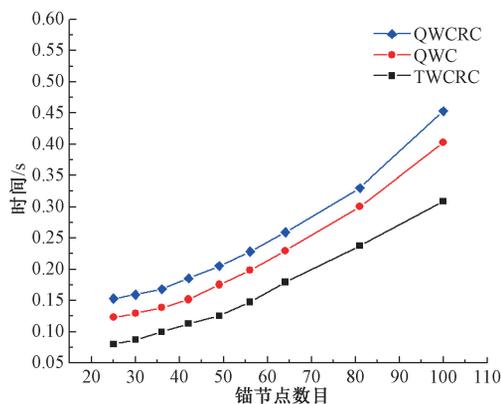


图 13 三种算法的运行时间

Fig. 13 Running time of three algorithms

QWCRC 算法在提高了定位精度的同时降低了定位效率。随着锚节点数目的增加,未知节点通信范围内的锚节点数目增多,参与算法处理的锚节点数目随之增加,算法的运行时间变长。QWCRC 算法运行时间最长,它相对 TWCRC 算法增加了参与运算锚节点数目,多出了判断相邻锚节点圆等一系列步骤,算法的复杂度增加,运行时间变长;QWCRC 算法相对于 QWC 算法,增加了卡尔曼滤波,定位效率降低。

6 结 论

本文针对在无线传感器网络中 RSSI 值易受环境因素的影响的问题,提出了基于 RSSI 测距修正的四边形加权质心算法。首先采用卡尔滤波对 RSSI 值进行修正,在一定程度上减小了环境对定位结果的影响,提高了定位精度;之后利用改进的四边形加权质心进行定位,此算法对于锚节点圆不相交的情况进行了新的处理,且增加了参与定位的锚节点数目,提高了定位精度;最后利用 LS 保留精度高的结果,对误差大的结果进一步降误处理。模拟实验结果表明,本文的定位算法相对于其他算法在稳定性和精度方面更加突出。由于环境因素的影响,虽然经过了卡尔曼滤波,但是有时 LS 预估位置难免会出现较大偏差的情况,从而导致辅助定位的不准确,使最终的定位精度降低,在后面的工作将会对此情况进行更为深入的研究。

参考文献

[1] 刘锋,章登义. 基于 RSSI 的无线传感器网络质心定位算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(6A):96-98.
LIU F, ZHANG D Y. RSSI-based centroid location in wireless sensor networks[J]. Computer Science, 2012, 39(6A):96-98.

[2] 王缓缓,胡爱娜. RSSI 和距离区间映射的测距方法[J].

电子科技大学学报, 2012, 41(4):522-526.

WANG H H, HU AI N. Ranging method based on mapping between RSSI and distance scope[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2012,41(4):522-526.

[3] SHEN L L, HUI W W S. Improved pedestrian dead-reckoning-based indoor positioning by RSSI-based heading correction [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(21):7762-7773.

[4] 李卫东,郭鹏,侯丽虹. 基于 RSSI 的改进质心定位算法[J]. 电子测量技术, 2017,40(1):180-183.
LI W D, GUO P, HOU L H. An improved centroid location algorithm based on RSSI [J]. Electronic Measurement Technology, 2017,40(1):180-183.

[5] 陶金龙,康志伟,骆坚. 基于 RSSI 测距的加权概率定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(10):1123-1129.
TAO J L, KANG ZH W, LUO J. Weighted probabilistic localization algorithm based on RSSI measurement[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2014, 28(10):1123-1129.

[6] 潘琢金,刘玉龙,罗振,等. 基于卡尔曼滤波的加权补偿定位算法[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(10):2600-2604.
PAN ZH J, LIU Y L, LUO ZH, et al. Weighted compensation location algorithm based on Kalman filter[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(10):2600-2604.

[7] 李英玉,陈刚. 基于人工神经网络的 RSSI 测距的牛顿定位算法[J]. 仪表技术与传感器, 2017(8):122-126.
LI Y Y, CHEN G. Newton localization algorithm based on artificial neural network RSSI ranging[J]. Instrument Technique and Sensor, 2017(8):122-126.

[8] LOGANATHAN A, AHMAD N S, GOH P. Self-adaptive filtering approach for improved indoor localization of a mobile node with zigbee-based RSSI and odometry[J]. Sensors, 2019, 21(19):4748.

[9] 刘宏立,周登,徐琨,等. 基于 RSSI 的自适应权重定位算法[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(3):140-143.
LLIU H L, ZHOU D, XU K, et al. Adaptive weighted localization algorithm based on RSSI[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(3):140-143.

[10] 程超,蒋志洋,韩青山,等. 基于自适应基准值改进的 RSSI 加权质心定位算法[J]. 吉林大学学报, 2019, 5(2):252-256.
CHENG CH, JIANG ZH Y, HAN Q SH, et al. Improved RSSI weighted centroid localization algorithm based on adaptive reference value[J]. Journal of Jilin



- University, 2019, 5(2):252-256.
- [11] 彭昊, 彭敏, 安宁, 等. 基于蓝牙 RSSI 的贝叶斯区域判别定位算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(3):125-131.
PENG H, PENG M, AN N, et al. Bayesian region discriminant location algorithm based on bluetooth RSSI[J]. Computer Engineering, 2019, 45(3):125-131.
- [12] 刘国繁, 肖勇. 基于改进花授粉算法的 RSSI 定位方法[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(11):42-45.
LIU G F, XIAO Y. RSSI positioning method based on improved flower pollination algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(11):42-45.
- [14] 王改云, 王磊杨, 路皓翔. 基于混合群智能算法优化的 RSSI 质心定位算法[J]. 计算机科学, 2019, 46(9):125-129.
WANG G Y, WANG L Y, LU H X. RSSI based centroid localization algorithm optimized by hybrid swarm intelligence algorithm[J]. COMPUTER SCIENCE, 2019, 46(9):125-129.
- [15] 刘旭明, 王伟, 景强, 等. 基于粒子群优化的 RSSI 等弧三边定位算法[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(8):134-136.
LIU X M, WANG W, JING Q, et al. RSSI-based equal-arc trilateral localization algorithm based on particle swarm optimization [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(8):134-136.
- [16] 赵雅坤, 徐娟, 蒋娇龙. 基于 RSSI 与移动锚节点运动轨迹的定位算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(1):35-39.
ZHAO Y K, XU J, JIANG J L. Localization algorithm based on RSSI and motion trajectory of mobile anchor node[J]. Computer Engineering, 2019, 45(1):34-39.
- [17] XUE W, QIU W, HUA X, et al. Improved Wi-Fi RSSI measurement for indoor localization [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(7):2224-2230.
- [18] 王建平, 徐恒, 李奇越. 基于卡尔曼滤波的矿井移动节点定位算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(2):28-34.
WANG J P, XU H, LI Q Y. Research of algorithm for mobile node localization in mine based on Kalman

filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2013, 27(2):28-34. 5-299.

- [19] 白宏图. 基于 CC2530 的无线传感器网络节点设计[J]. 电子设计工程, 2019, 27(5):147-150, 155.
BAI H T. Design of wireless sensor network terminal based on CC2530 [J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(5):147, 150, 155.

作者简介



刘雨, 2017 年于安徽工程大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络定位。

E-mail: 2829217116@qq.com

Liu Yu received her B. Sc. degree from Anhui University of Technology and Science in 2017. Now she is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. Her main research interest includes wireless sensor network location.



肖本贤, 分别在 1986 年、1989 年、2004 年于合肥工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为合肥工业大学教授, 主要研究方向为无线传感器网络、智能控制、系统建模。

E-mail: xiaobenxian@126.com

Xiao Benxian received B. Sc., M. Sc. and Ph. D. from Hefei University of Technology in 1986, 1989 and 2004. Now he is a professor at Hefei University of Technology. His main research interests include wireless sensor network, intelligent control, system modeling.



尹柏强, 2014 年于湖南大学获得博士学位, 现为合肥工业大学副教授, 主要研究方向为电能质量先进检测与控制方法、复杂电磁环境分析与评估、RFID 射频信号处理等。

E-mail: yinbaiqiang123@163.com

Yin Baiqiang received Ph. D. degree from Hunan University, Hunan in 2014. He is an associate professor at Hefei University of Technology. His main research interests include testing and fault diagnosis of analog and mixed-signal circuits, electrical signal detection, radio frequency identification technology, and intelligent signal processing.