

基于 RSSI 的混合滤波算法

倪晓军 高雁 李凌锋

(南京邮电大学计算机学院 南京 210000)

摘要 基于接收信号强度指示(Received Signal Strength Index, RSSI)的测距技术因其低成本及低复杂度被广泛用于无线传感网络(WSN)定位技术中。由于 RSSI 值易受环境的影响,即使在同一位置采集到的 RSSI 值也会出现波动、突变,从而导致测距结果误差较大。在分析 RSSI 测距原理和当前常见的滤波算法的基础上,通过实验比较单一滤波的效果,综合单一滤波的优势,提出了一种基于狄克逊检验法滤波、中位值滤波及高斯滤波的混合滤波算法。实验首先利用线性回归算法优化 RSSI 测距模型的参数,再通过混合滤波过滤异常 RSSI 值来获得最优值,以实现准确测距。实验结果显示,与单一的滤波算法相比,混合滤波算法能明显减小 RSSI 值的波动,更为有效地剔除异常 RSSI 值,且滤波后的 RSSI 值更接近理想值,测距误差更小,证明了混合滤波算法是有效且可行的。

关键词 无线传感网络, RSSI, 测距算法, 混合滤波算法

中图分类号 TP301.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.08.022

Hybrid Filtering Algorithm Based on RSSI

NI Xiao-jun GAO Yan LI Ling-feng

(School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China)

Abstract Received signal strength index (RSSI) based ranging technology is widely used in wireless sensor network (WSN) positioning technology, because of its low cost and low complexity. The RSSI value is easily affected by the environment, even if the RSSI value collected at the same location is subject to fluctuations and abrupt changes, thus the ranging error is large. Based on the analysis of RSSI ranging principle and the current common filtering algorithm, this paper proposed a hybrid filtering algorithm based on Dixon test filtering, median filtering and gaussian filtering by comparing the effect of single filtering through experiments and taking advantage of the significant effect of filtering. Firstly, the linear regression algorithm is used to optimize the parameters of the RSSI ranging model, and then the optimal value is obtained by filtering the abnormal RSSI value through the hybrid filter to achieve accurate ranging. The experimental results show that compared with a single filtering algorithm, the hybrid filtering algorithm can significantly reduce the fluctuation of the RSSI value, and eliminate the abnormal RSSI value more effectively. The filtered RSSI value is closer to the ideal value, and the ranging error is smaller. It proves that the hybrid filtering algorithm is effective and feasible.

Keywords Wireless sensor network, Received signal strength index, Ranging algorithm, Hybrid filtering algorithm

1 引言

无线传感网络(WSN)由大量节点组成,其节点定位技术是由少数位置已知的节点根据收到的无线信号特征参数计算未知节点位置实现的。按照是否需要测量节点间距离的标准,定位算法可分为基于测距的定位算法和基于非测距的定位算法,其中基于测距的定位技术是通过测量节点间的距离来实现的^[1],因此研究无线传感网络节点间的距离测量尤为必要。

在 WSN 中,无线传感节点基本都具有接收信号强度指示 RSSI^[2]功能,基于 RSSI 的定位技术利用数据库对智能终端接收到的信号强弱值进行计算,从而估计信号点与接收点的距离^[3]。该无线定位算法是目前最主流的算法之一^[4]。虽

然 RSSI 值和无线信号传输距离之间存在着单调变化关系,但在实际应用中会因环境影响(如墙壁反射、衍射,多径效应等)导致 RSSI 的定位精度不高。对 RSSI 定位算法进行改进,无疑是最具实用意义的^[5]。

基于混合滤波算法的 RSSI 测距的具体做法是先对 RSSI 值进行滤波(如均值滤波、中位值滤波、高斯滤波等)得到较优的 RSSI 值,再通过 RSSI 值与距离之间的关系进行测距以减小距离的误差。然而均值滤波、中值滤波、高斯滤波算法各有其优缺点,本文主要利用上述算法的优点并结合狄克逊检验法滤波的特点,通过实验对比分析得出最佳的混合滤波方法,从而实现 RSSI 突变异常数据的有效过滤,缩小定位的误差。

到稿日期:2018-06-30 返修日期:2018-10-21

倪晓军(1969—),男,硕士,副教授,主要研究方向为嵌入式系统的设计、实现及其在通信领域和无线传感网络领域的应用, E-mail: nixj@njupt.edu.cn(通信作者);高雁(1994—),女,硕士生,CCF 会员,主要研究方向为无线传感网络定位算法及 RSSI 测距算法;李凌锋(1993—),男,硕士生,主要研究方向为嵌入式系统设计及应用。

2 RSSI 测距模型及参数优化

2.1 测距模型的建立

基于 RSSI 的测距定位处理算法具有较低的复杂度且只需较少的通信开销,该方法利用无线电波信号在传播的过程中能量强度会随着传输距离的增大而有规律性地衰减这一特性来测量节点间的距离。

文中将经典的 Friis 自由空间传播方程^[6]扩展至非自由空间。无线信号的传播衰减模型如式(1)所示:

$$P_r(d) = P_r(d_0) + 10n \lg(d_0/d) + X_s \quad (1)$$

在实际应用中,一般用 RSSI 值来代替 $P_r(d)$,选择 $d_0 = 1\text{m}$ 作为原场距离。 X_s 是均值为 0、标准差为 $\sigma(4 \sim 10)$ 的正态随机变量,在式(1)中作为遮蔽因子,单位为 dBm。该因子反映了 RSSI 信号的波动程度。

令 A 为对应的无线电增益,则式(1)可转化为:

$$\text{RSSI} = P_r(1) + 10n \lg\left(\frac{1}{d}\right) = A - 10n \lg d \quad (2)$$

其中, d 为参考节点到信号节点之间的距离^[7],即:

$$d = 10^{\frac{A - \text{RSSI}}{10n}} \quad (3)$$

2.2 参数优化

由式(3)可知,常数 A 和 n (n 为路径衰减指数)的选取会直接影响接收信号强度 RSSI 和距离 d 的计算。 A 和 n 的值主要取决于周围的环境,传统的测量方法认为已知环境下的 n 为常数,但在同一环境下,由于受到多径效应的影响,不同时刻的 n 值不同。为了使它们尽可能真实地逼近当前环境中的传播特性,保证 RSSI 的测距精度,需要对其进行优化以得到最适合当前环境的参数值。一般采用线性回归算法^[8]进行优化。

假设室外实验获取样本,其中 $\text{RSSI}_{(i)}$ 是指所对应的一组信号强度的测量值^[9]。

令 $i=1, 2, 3, \dots, k$, k 为信号强度采样点数,则有以下估计:

$$\hat{n} = \frac{\sum_{i=1}^k (\rho_i - \bar{\rho}) \text{RSSI}_{(i)}}{\sum_{i=1}^k (\rho_i - \bar{\rho})^2} \quad (4)$$

$$A = \overline{\text{RSSI}} - n \bar{\rho} \quad (5)$$

其中, $\bar{\rho} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \rho_i = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (-10 \lg d_i)$, $\overline{\text{RSSI}} = \sum_{i=1}^k \text{RSSI}_i$ 。

参数优化的具体步骤为:

(1) 距离发射节点每隔 1m 就测量一组 RSSI 值,共 30 组 RSSI 值。

(2) 对不同距离下的 30 组 RSSI 值分别求均值。

(3) 采用线性回归算法得到 A 和 n 的值: $A = -45.0067$, $n = 3.0897$ 。拟合曲线如图 1 所示。

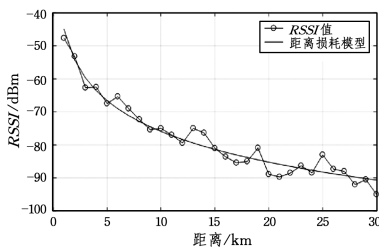


图 1 拟合曲线

Fig. 1 Fitting curve

3 混合滤波优化 RSSI 值

由于无线信号传播环境的复杂性, RSSI 的随机性必然会引起测距误差,影响定位的精度。在实际应用中,需要对接收到的多个 RSSI 值进行滤波优化^[10],估计出最优的 RSSI 值,以满足测距和定位的需要。

3.1 均值滤波

均值滤波是指节点接收到另一个节点的多个 RSSI 值之后,求其算术平均值作为滤波结果的过程,以降低不稳定因素引起的误差,其公式如式(6)所示,其中 k 为采样个数。

$$\overline{\text{RSSI}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \text{RSSI}_{(i)} \quad (6)$$

该滤波算法的缺点是:当出现个别与真实值相差较大的异常值时,会对滤波结果产生较大的影响。

3.2 中值滤波

中值滤波法是一种非线性滤波算法,对一组数据进行处理时,首先要定义一个长度为奇数 L 的窗口 ($L = 2N + 1$, N 为正整数)^[11]。设在某一时刻窗口内的信号样本为:

$$\text{RSSI}_{(i-N)}, \dots, \text{RSSI}_{(i)}, \dots, \text{RSSI}_{(i+N)}$$

其中, RSSI_i 为位于窗口中心的信号样本值,如式(7)所示:

$$\text{RSSI} = \text{Med} \{ \text{RSSI}_{(i-N)}, \text{RSSI}_{(i-N+1)}, \dots, \text{RSSI}_{(i)}, \dots, \text{RSSI}_{(i+N)} \} \quad (7)$$

中值滤波能够有效滤除偏离正常值的数据,但在实际应用中,随着滤波窗口长度的增加,计算量增加,且在样本数量不多的情况下该方法的滤波效果不理想。

3.3 狄克逊检验法滤波

狄克逊检验法^[12]滤波通过极差比判定和剔除离群值来实现。该方法是一组测量值的一致性检验,它认为离群值应该是最大值和最小值,因此将数据按大小排列,检验最大值与最小值是否为离群值。以样本容量小于或等于 30 为例,其具体步骤如下:

(1) 将对同一节点多次采集到的 RSSI 测量值按从小到大的顺序排列,得到 $\{\text{RSSI}_{(1)}, \text{RSSI}_{(2)}, \text{RSSI}_{(3)}, \dots, \text{RSSI}_{(n-2)}, \text{RSSI}_{(n-1)}, \text{RSSI}_{(n)}\}$, 并确定检出水平 $\alpha = 0.05$ ^[12]。

(2) 根据狄克逊统计公式^[12]有:

当 $n=3 \sim 7$ 时,检验高端异常值和低端异常值分别为:

$$r_{10} = \frac{\text{RSSI}_{(n)} - \text{RSSI}_{(n-1)}}{\text{RSSI}_{(n)} - \text{RSSI}_{(1)}} \quad (8)$$

$$r_{10}^* = \frac{\text{RSSI}_{(2)} - \text{RSSI}_{(1)}}{\text{RSSI}_{(n)} - \text{RSSI}_{(1)}} \quad (9)$$

当 $n=8 \sim 10$ 时,检验高端异常值和低端异常值分别为:

$$r_{11} = \frac{\text{RSSI}_{(n)} - \text{RSSI}_{(n-1)}}{\text{RSSI}_{(n)} - \text{RSSI}_{(2)}} \quad (10)$$

$$r_{11}^* = \frac{\text{RSSI}_{(2)} - \text{RSSI}_{(1)}}{\text{RSSI}_{(n-1)} - \text{RSSI}_{(1)}} \quad (11)$$

当 $n=11 \sim 13$ 时,检验高端异常值和低端异常值分别为:

$$r_{21} = \frac{\text{RSSI}_{(n)} - \text{RSSI}_{(n-2)}}{\text{RSSI}_{(n)} - \text{RSSI}_{(2)}} \quad (12)$$

$$r_{21}^* = \frac{\text{RSSI}_{(3)} - \text{RSSI}_{(1)}}{\text{RSSI}_{(n-1)} - \text{RSSI}_{(1)}} \quad (13)$$

当 $n=14 \sim 30$ 时,检验高端异常值和低端异常值分别为:

$$r_{22} = \frac{RSSI_{(n)} - RSSI_{(n-2)}}{RSSI_{(n)} - RSSI_{(3)}} \quad (14)$$

$$r_{22}^* = \frac{RSSI_{(3)} - RSSI_{(1)}}{RSSI_{(n-2)} - RSSI_{(1)}} \quad (15)$$

(3) 根据检出水平 α , 在狄克逊检验的临界值表中查出对应的临界值 $D(\alpha, n)$ 。

(4) 当 $r_{ij} > r_{ij}^*$, 且 $r_{ij} > D(\alpha, n)$ 时, $RSSI_{(n)}$ 为离群值; 当 $r_{ij}^* > r_{ij}$, 且 $r_{ij}^* > D(\alpha, n)$ 时, $RSSI_{(1)}$ 为离群值; 否则判断未发现离群值。

(5) 去除离群值后, 对剩下的 $RSSI$ 测量值重复执行上述步骤, 直到不再检出离群值为止。然后计算滤波后的 $RSSI$ 值的算术平均值, 并将该值作为最后的滤波输出。

狄克逊检验法滤波不必计算算术平均值和标准偏差, 而是根据不同的 n 值得到相应的 r 值。该方法通常与其他滤波算法同时使用, 但在信号波动幅度较小的情况下滤波效果不明显。

3.4 高斯滤波

高斯滤波的基本原理就是对数值建立一个高斯分布模型^[13], 它引入了高斯函数(正态分布函数), 并对高斯函数进行离散化, 离散点上的高斯函数值为权值, 即选择高概率发生区的 $RSSI$ 值, 对该区间的 $RSSI$ 值做加权平均。 $RSSI$ 值服从 $(0, \delta^2)$ 的高斯分布, 其概率密度函数为:

$$f_{RSSI} = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(RSSI - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (16)$$

其中:

$$\mu = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n RSSI_{(k)} \quad (17)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{k=1}^n (RSSI_{(k)} - \mu)^2} \quad (18)$$

则区间 $(\mu - \sigma \leq RSSI_{(k)} < \mu + \sigma)$ 的概率为: $RSSI_{(k)} \in (\mu - \sigma, \mu + \sigma)$ 。

$$P(\mu - \sigma \leq RSSI_{(k)} < \mu + \sigma) = F(\mu + \sigma) - F(\mu - \sigma) = \phi(1) - \phi(-1) = 2\phi(1) - 1 = 0.6826 \quad (19)$$

该区间即为高概率发生区, 选择高斯函数值在该区间对应的 $RSSI$ 值^[14], 再将这些 $RSSI$ 值进行算术平均作为滤波优化的 $RSSI$ 值。

$$\overline{RSSI} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N RSSI_{(k)}, RSSI_{(k)} \in (\mu - \sigma, \mu + \sigma) \quad (20)$$

高斯滤波有效地过滤了远离真值的数据, 解决了信号突变带来的定位误差, 但对阴影效应、能量反射等长时间干扰问题的处理效果欠佳^[15]。

3.5 混合滤波

本文结合上述滤波算法, 提出了一种混合滤波算法, 基本思想是: 首先采用狄克逊检验法滤波去除 $RSSI$ 样本数据中的离群值(最大值或者最小值), 然后对滤除离群值后的 $RSSI$ 样本数据进行高斯滤波, 得出高斯函数值在该区间内对应的 $RSSI$ 值, 即 $RSSI_{(k)} \in (\mu - \sigma, \mu + \sigma)$, 对这些 $RSSI$ 值进行中值滤波得到 $RSSI_{(a)}$; 同样地, 对原始样本数据进行狄克逊检验法滤波, 再对滤波后的 $RSSI$ 值进行高斯处理, 选择高斯函数值在该区间内对应的 $RSSI$ 值, 对这些 $RSSI$ 值进

行算术平均处理, 即滤波方法为 $RSSI_b$ 。

假设 $RSSI$ 样本数据个数为 N , 则进行多次狄克逊检验法滤波后得到 $M(M \leq N)$ 个 $RSSI$ 值, 对这 M 个 $RSSI$ 值进行高斯处理得到 $k(k < M)$ 个在高概率发生区的 $RSSI$ 值, 则:

$$RSSI_{(i)} = Gauss [Dixon (RSSI_{(1)}, RSSI_{(2)}, \dots, RSSI_{(N)})], i=1, 2, \dots, k \quad (21)$$

$$RSSI_{(a)} = Med\{RSSI_{(1)}, RSSI_{(2)}, RSSI_{(3)}, \dots, RSSI_{(k)}\} \quad (22)$$

$$RSSI_{(b)} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k RSSI_{(i)}, RSSI_{(i)} \in (\mu - \sigma, \mu + \sigma) \quad (23)$$

混合滤波就是对 $RSSI_{(a)}$ 和 $RSSI_{(b)}$ 做算术平均处理, 即:

$$\overline{RSSI} = \frac{1}{2} (RSSI_{(a)} + RSSI_{(b)}) \quad (24)$$

我们在研究该混合滤波算法之前, 只是先对原始样本数据进行狄克逊检验法滤波, 再进行高斯滤波, 即滤波方法为 $RSSI_{(b)}$; 在后续实验中通过对比滤波方法为 $RSSI_{(b)}$ 和 \overline{RSSI} 的两种混合滤波, 证明了滤波方法为 \overline{RSSI} 的滤波效果更佳。

4 混合滤波算法的实验分析

实验场景: 所有节点采用 CC2530, 用 ZigBee 进行无线通信。在构建的网络中有协调器, 会自动寻求节点, 并通过发送和接收数据包判断是否能够加入网络, 因此某个节点失效并不会影响整个网络, 更不会使网络瘫痪。图 2 为应用场景示意图。

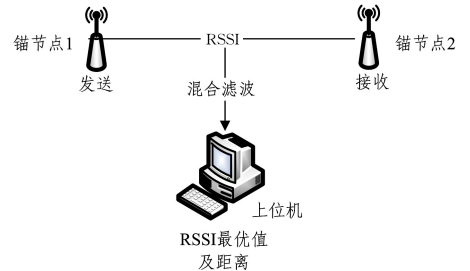


图 2 应用场景示意图

Fig. 2 Application scenario diagram

实验背景: 在实际应用中, 对实测样本的一组 $RSSI$ 值采用单一的均值滤波、高斯滤波及中值滤波, 得出均值滤波使数据波动明显趋于平缓, 高斯滤波能有效过滤多个远离常规值的数, 而中值滤波只是提取最接近常规值的数, 而无法有效缓解该组数据的波动; 同时, 高斯滤波算法的复杂度最高。因此, 实验采用滤波效果较好且算法复杂度低的均值滤波 ($O(n)$) 与混合滤波进行对比分析。

实验 1 保持两个节点间的距离不变, 接收节点采集的 1500 个 $RSSI$ 值, 对这 1500 个 $RSSI$ 值以每 30 个为一组进行滤波。均值滤波和滤波方法为 $RSSI_{(b)}$, \overline{RSSI} 的处理结果如图 3 所示。图中混合滤波 1 即滤波方法为 $RSSI_{(b)}$ 的滤波; 混合滤波 2 即滤波方法为 \overline{RSSI} 的滤波。

从图 3 可以看出, 混合滤波处理之后的 $RSSI$ 值相比于均值滤波处理之后的 $RSSI$ 值波动幅度更小, 并且混合滤波 2 的滤波效果相比于混合滤波 1 的效果更为明显, $RSSI$ 趋势更为稳定。因此接下来的实验采用混合滤波 2。

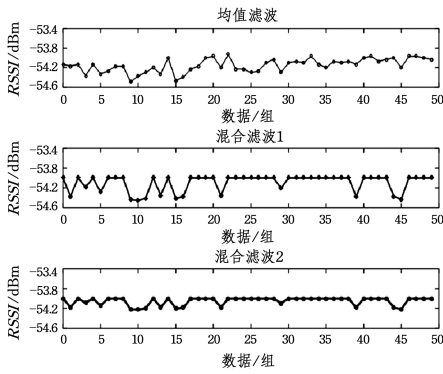


图3 滤波结果对比

Fig. 3 Comparison of filtering results

实验2 在室外条件下,测得距离发射节点 5 m, 10 m, 15 m 的 3 组 RSSI 信号各 1500 个,分别用均值滤波和混合滤波对产生的 RSSI 信号进行处理,结果如图 4—图 6 所示。

从图 4 可以看出,在 $d=5\text{ m}$ 时,混合滤波效果优于均值滤波效果,而且根据式(2)得出的理论值可以得到, $d=5\text{ m}$ 时的 RSSI 值约为 -67 dBm ,图中经过混合滤波处理的 RSSI 值大多接近于该理论值。经过均值滤波处理后的 50 组 RSSI 值的极差为 1.8 dBm ,绝对误差为 1.3 dBm ;而经过混合滤波处理后的极差为 1.2 dBm ,绝对误差为 1 dBm 。

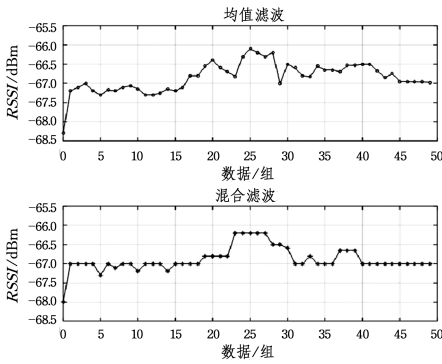


图4 滤波结果对比($d=5\text{ m}$)

Fig. 4 Comparison of filtering results($d=5\text{ m}$)

图 5 中,在 $d=10\text{ m}$ 时,经过混合滤波处理的 RSSI 值几乎都趋于该距离的理论值 -73 dBm ,而均值滤波处理后的 RSSI 值不稳定。经过均值滤波处理后的 50 组 RSSI 值的极差为 1.6 dBm ,绝对误差为 1.2 dBm ;而经过混合滤波处理后的极差为 1.3 dBm ,绝对误差为 1.1 dBm 。

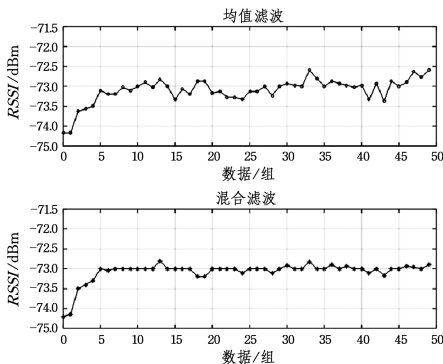


图5 滤波结果对比($d=10\text{ m}$)

Fig. 5 Comparison of filtering results($d=10\text{ m}$)

从图 6 可以看出,在 $d=15\text{ m}$ 时,经过混合滤波处理的 RSSI 值在理论值 -80.5 dBm 附近波动,且至少有 30 组的 RSSI 值为理论值且这 30 组数据的波动幅度较大。经过均值滤波处理后的 50 组 RSSI 值的极差为 0.85 dBm ,绝对误差为 0.6 dBm ;而经过混合滤波处理后的 50 组 RSSI 值的极差为 0.6 dBm ,绝对误差为 0.5 dBm 。

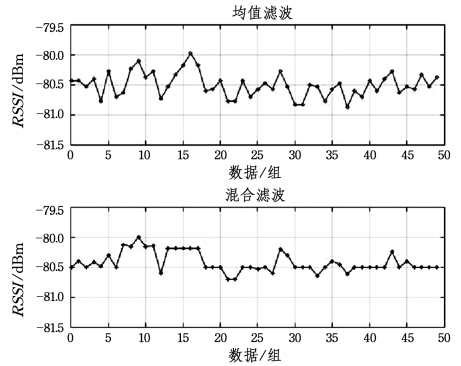


图6 滤波结果对比($d=15\text{ m}$)

Fig. 6 Comparison of filtering results($d=15\text{ m}$)

综合图 4—图 6 可知,均值滤波随着距离的增加波动增大,而混合滤波无论距离远近一直存在明显的滤波效果。

实验 3 测距流程如图 7 所示。计算距离从 1 m 开始到 6 m 的测距误差,结果如图 8 所示。

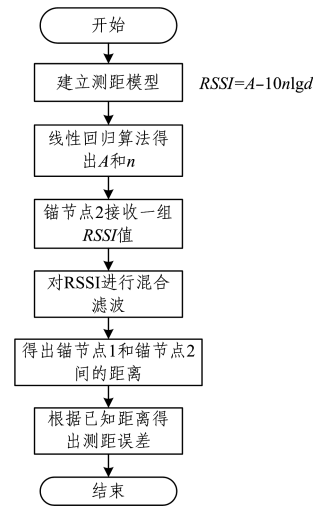


图7 RSSI 测距实验流程图

Fig. 7 Flowchart of RSSI ranging experiment

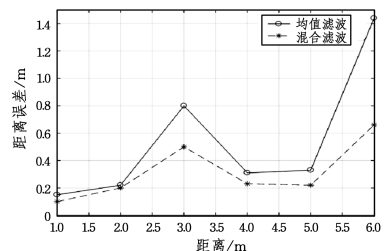


图8 RSSI 测距误差曲线

Fig. 8 RSSI ranging error curve

从图 8 可以看出,均值滤波的最大测距误差为 1.44 m ,最小测距误差为 0.15 m ,平均误差为 0.54 m ;混合滤波的最大测

距误差为 0.66 m,最小测距误差为 0.1 m,平均误差为 0.31 m。混合滤波算法明显减小了测距误差,提高了测距的精度,确实是有效可行的。就处理数据的复杂度而言,该混合滤波算法的复杂度为 $O(n)$,与均值滤波算法的复杂度相同,但滤波效果明显优于均值滤波,实现了在不增加功耗的前提下改善滤波的效果。

实验证明,该混合滤波算法能有效地滤除与真值相差较大的数据,使 RSSI 值更为平滑地输出,增强测距的准确性,从而提高定位的精度,以更好地为定位服务。但是滤波效果随着距离的增加略显不佳,这也是值得进一步研究的地方,改进后的混合滤波算法对今后研究无线传感网络定位算法在提高定位精度方面有着重要意义。

结束语 本文主要对 RSSI 信号滤波算法进行分析,分别用均值滤波、混合滤波 1 和混合滤波 2 对在室外测得的 RSSI 采样值进行处理。结果表明,混合滤波 2 的效果明显优于其他两种滤波方法。均值滤波方法虽然简单,但由于 RSSI 值受环境因素波动很大,会影响参数的标定,因此需要借助其他滤波算法来滤除这些异常值。本文采用高斯滤波对 RSSI 值进行处理,可避免小概率、大干扰的异常数据对测距距离的影响,采用中值滤波可以克服偶然因素引起的波动干扰,采用狄克逊检验法滤波可有效去除样本中的离群(异常)值。

参 考 文 献

[1] ZHANG D G, ZHANG T, ZHANG J, et al. A kind of effective data aggregating method based on compressive sensing for wireless sensor network[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018, 2018(1): 8-10.

[2] DU J Z, DIORIS J F, WANG Y D. A RSSI-based parameter tracking strategy for constrained position localization[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017, 2017(1): 168-172.

[3] ZHANG J L, LIU C, HU Y, et al. Research on WiFi indoor Positioning Technology Based on RSSI[J]. Wireless Interconnect Technology, 2018, 38(14): 16-18.

[4] XIE Z L. Research on indoor positioning system based on WiFi [D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2018. (in Chinese)
谢泽亮. 基于 WIFI 室内定位系统的研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2018.

[5] LENG Y F, ZHU H P, TALAL A, et al. An Improved RSSI Positioning Algorithm Based on Reference Distance[J]. Advanced Materials Research, 2014, 3255(971): 289-293.

[6] ARPASIL P K K D, PROMWONG S. Performance Evaluation of UWB-BAN with Friis's Formula and CLEAN Algorithm[M]. Berlin: Springer Netherlands, 2013-06-15.

[7] OMAR C, GHULAM M, ROOBAEA A A. A Hybrid DV-Hop Algorithm Using RSSI for Localization in Large-Scale Wire-less Sensor Networks [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2018, 18(5): 266-270.

[8] ZHANG J, YE X Q. Filter Analysis and Simulation of RSSI Signal[J]. Electronic Design Engineering, 2017, 25(2): 45-48.

[9] HUANG Y, ZHENG J Y, XIAO Y, et al. Alessandro Nordio. Robust Localization Algorithm Based on the RSSI Ranging Scope [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 2015(1): 13-15.

[10] CHANDRA-SEKARAN A K, DHEE-NATHYALAN P, WEISER P, et al. Empirical Analysis and Ranging Using Environment and Mobility Adaptive RSSI Filter for Patient Localization during Disaster Management[C]//Proceedings of the International Conference on Networking and Service Valencia: ICNS. 2009: 276-281.

[11] SHAN L L, YANG Y B, ZHU X, et al. Research on digital image mixed noise filtering algorithm [J]. Geospatial information, 2018, 22(7): 13-15. (in Chinese)
单亮亮, 杨英宝, 朱熹, 等. 数字图像混合噪声滤波算法研究[J]. 地理空间信息, 2018, 22(7): 13-15.

[12] PAN D B, GUO X J. Research on RSSI Value Processing Method Based on Dixon Test [J]. GuAngdong Communication Technology, 2012, 32(9): 77-79.

[13] LI Z, MA C, ZHANG T F. Depth Data Reconstruction Based on Gaussian Mixture Model[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2016, 16(6): 66-68.

[14] TU L Z. A Denoising Algorithm for Complex. Surface Image based on Adaptive Gaussian Filter Model[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Mechatronics Engineering and Information Technology (ICMEIT2017). Wuhan Zhicheng Times Cultural Development Co., Ltd., 2017: 4.

[15] KATAYAMA T. On Gaussian filters for continuous-discrete nonlinear systems[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2014, 47(3): 21-23.