

基于 RSSI 极大似然估计定位算法的改进与实现

詹华伟, 詹海潮, 赵勇

(河南师范大学 电子与电气工程学院;河南省光电传感集成应用重点实验室,河南 新乡 453007)

摘要:针对基于 RSSI(接收信号强度指示)的极大似然估计算法会出现消去二次项时坐标信息丢失,定位误差较大的问题,提出了一种改进的基于 RSSI 极大似然估计的定位算法.该算法先用卡尔曼滤波算法对采集到的 RSSI 进行数据处理,然后利用在极大似然估计算法中使用基于泰勒级数展开的最小二乘法对未知节点求解定位.仿真实验结果表明,该算法改善了原法定位的稳定性,有效减小了定位误差,提高了定位精度.

关键词:接收信号强度指示;卡尔曼滤波;极大似然估计;泰勒级数

中图分类号:TP301.6

文献标志码:A

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)是当前在国际上备受关注的、多学科高度交叉的、知识高度集成的前沿热点研究领域,广泛应用于工业、农业、军事、医疗、交通等各个领域^[1].无线传感器网络定位技术是无线传感器网络重要的支撑技术,依靠有限的位置已知节点,确定布设区域中其他节点的位置,在传感器节点间建立起一定的空间关系^[2].

无线传感器网络的定位方法有多种,根据定位过程中是否需要测量节点间的实际距离,将定位系统分为:基于距离的定位算法(Range-Based)和无须测距的定位算法(Range-Free)^[3].基于距离的定位算法包括基于接收信号强度指示(Receiving Signal Strength Indicator, RSSI, R)、基于信号到达角度(AOA)、基于信号传输时间(TOA)、基于信号传输时间差(TDOA)等定位技术^[4-5].无须测距的定位算法包括:质心定位算法、DV-Hop 定位算法等^[6].基于 RSSI 的测距技术是利用接收到的信号强度转换为节点之间的距离,不需要额外的硬件和数据交换,功耗小,容易实现^[7].

在基于 RSSI 的测距中极大似然估计法是常用的定位算法,文献[7]对比了参照信标节点带测距误差与不带测距误差两种情况,结果更加直观;文献[8]在不用求出模型参数情况下,引入降维思想求出测距值,利用加权极大似然和改进的泰勒级数结合的定位算法求出定位位置,但此法较为复杂;文献[9]先通过极大似然估计法对未知节点进行粗略估计,然后利用加权质心定位算法对未知节点坐标估计求精,提高了定位精度.文献[10]采用了扩展卡尔曼滤波方法(EKF),但 EKF 滤波初始状态不好确定,计算复杂易出错,导致滤波不稳定甚至出错.考虑到定位过程中需要精简算法,改善节点利用效率,提高数据处理能力,本文提出了改进的基于 RSSI 极大似然估计定位算法:首先将采集到的 RSSI 进行卡尔曼滤波去噪优化处理,然后在极大似然估计算法求解未知节点位置的过程中,使用基于泰勒级数展开的最小二乘法求解方程组,得出最优解,实现定位.

1 RSSI 测距原理

无线信号在传播过程中,由于多种因素的影响,信号强度会随着传播距离的增加而衰减,表明信号强度变化与传播距离间存在函数关系,大量研究发现,信道传播损耗模型较为合理的数学模型是 Shadowing 模型

收稿日期:2018-03-14;修回日期:2018-05-17.

基金项目:河南省科技攻关项目(172102210336);河南省教育厅科学研究重点项目(17B510004).

作者简介:詹华伟(1979-),男,河南汝南人,河南师范大学副教授,研究方向为无线传感器网络.

通信作者:詹海潮, E-mail:zhewill@163.com.

$P_r(d_i) = P_r(d_0) + 10n \lg\left(\frac{d_i}{d_0}\right) + X_\sigma$, 其中, d_0 是参考距离, n 是信道衰减指数, 一般取 $2 \sim 5$, $P_r(d_0)$ 是节点经过参考距离 d_0 的路径损耗, $P_r(d_i)$ 是未知节点经过距离 d_i 的路径损耗, X_σ 是均值为 0、标准差为 σ 的高斯随机变量, 一般取 $4 \sim 10$. $R = P_t - P_r(d_i)$, P_t 是发射的信号强度, 令 $A = P_t - P_r(d_0)$, 参考距离 d_0 取为 1 m, 则未知节点与信标节点之间的距离 $d_i = 10^{\frac{A-R}{10n}}$.

2 算法与改进

2.1 极大似然估计算法

RSSI 经过卡尔曼滤波处理^[11-15], 滤除了测量值中突变的数据, 同时也消除了系统自身和测量过程中出现的噪声干扰. 处理后, 降低了系统误差, 减小了 RSSI 数据值的波动, 为下一步数值优化处理打下良好的基础.

假设定位区域内有 n 个信标节点, 1 个未知节点, 信标节点的坐标已知, 信标节点到未知节点的距离可通过卡尔曼滤波处理后的 RSSI 计算得出. 信标节点的坐标为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)$, 未知节点的坐标为 (x, y) , 计算得出的信标节点到未知节点的距离为 $d_1, d_2, d_3, \dots, d_n$, 可得信标节点与未知节点之间的距离方程.

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2, \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 = d_2^2, \\ (x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 = d_3^2, \\ \vdots \\ (x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 = d_n^2. \end{cases} \quad (1)$$

将(1)式中每个方程减去最后一个方程得:

$$\begin{cases} x_1^2 - x_n^2 - 2(x_1 - x_n)x + y_1^2 - y_n^2 - 2(y_1 - y_n)y = d_1^2 - d_n^2, \\ x_2^2 - x_n^2 - 2(x_2 - x_n)x + y_2^2 - y_n^2 - 2(y_2 - y_n)y = d_2^2 - d_n^2, \\ x_3^2 - x_n^2 - 2(x_3 - x_n)x + y_3^2 - y_n^2 - 2(y_3 - y_n)y = d_3^2 - d_n^2, \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 - x_n^2 - 2(x_{n-1} - x_n)x + y_{n-1}^2 - y_n^2 - 2(y_{n-1} - y_n)y = d_{n-1}^2 - d_n^2. \end{cases} \quad (2)$$

为方便方程组求解, 令: $X = (x \ y)^T$,

$$A = 2 \begin{pmatrix} (x_1 - x_n) & (y_1 - y_n) \\ (x_2 - x_n) & (y_2 - y_n) \\ (x_3 - x_n) & (y_3 - y_n) \\ \vdots & \vdots \\ (x_{n-1} - x_n) & (y_{n-1} - y_n) \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 + d_n^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_n^2 + y_2^2 - y_n^2 + d_n^2 - d_2^2 \\ x_3^2 - x_n^2 + y_3^2 - y_n^2 + d_n^2 - d_3^2 \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 - x_n^2 + y_{n-1}^2 - y_n^2 + d_n^2 - d_{n-1}^2 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

所以式(2)可表示为 $AX = B$. 利用最小二乘法可得到上式的最小二乘解为 $X = (A^T A)^{-1} A^T B$.

2.2 算法的改进

实际环境中, 存在着反射、多径传播、天线增益、障碍物阻隔等无线电信号传输的影响, 导致测量数据存在误差, 从而影响了计算结果, 存在误差^[16-18]. 另外, 在上述求解方程组的过程中, 对方程进行线性化处理时, 利用每个方程减去最后一个方程的方法消去了二次项, 但是单纯的相减会失去坐标的一些信息, 从而造成计算误差. 为了减少计算误差对实验结果的影响, 可以利用基于泰勒级数的方法对方程进行线性化处理. 对于(1)式, 令

$$d_i = f(x, y) = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}, (i = 1, 2, 3, \dots, n), \quad (4)$$

用 $(\Delta x, \Delta y)$ 表示未知节点的实际位置 (x, y) 和估计位置 (\hat{x}, \hat{y}) 的偏差量, 即 $\begin{cases} x = \hat{x} + \Delta x \\ y = \hat{y} + \Delta y \end{cases}$, 所以 $d_i = f(x, y) = f(\hat{x} + \Delta x, \hat{y} + \Delta y)$, (4)式可表示为

$$\hat{d}_i = f(\hat{x}, \hat{y}) = \sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}.$$

$f(x, y)$ 在估计位置 (\hat{x}, \hat{y}) 处的泰勒级数展开式为

$$f(\hat{x} + \Delta x, \hat{y} + \Delta y) = f(\hat{x}, \hat{y}) + \left(\Delta x \frac{\partial}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial}{\partial y} \right) f(\hat{x}, \hat{y}) + \frac{1}{2!} \left(\Delta x \frac{\partial}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 f(\hat{x}, \hat{y}) + \dots, \quad (5)$$

将(5)式中一阶偏导之后的展开项省略,这样可以避免式中非线性项的干扰.求出 $f(x, y)$ 在 (\hat{x}, \hat{y}) 处一阶

偏导数为
$$\begin{cases} \frac{\partial f(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} = \frac{\hat{x} - x_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}} \\ \frac{\partial f(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} = \frac{\hat{y} - y_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}} \end{cases}, \text{ 所以(5)式可以表示为}$$

$$f(\hat{x} + \Delta x, \hat{y} + \Delta y) = f(\hat{x}, \hat{y}) + \frac{\hat{x} - x_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}} \Delta x + \frac{\hat{y} - y_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}} \Delta y.$$

$$\Delta d_i = d_i - \hat{d}_i = \frac{\hat{x} - x_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}} \Delta x + \frac{\hat{y} - y_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}} \Delta y. \quad (6)$$

令 $a_{x_i} = \frac{\hat{x} - x_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}}, a_{y_i} = \frac{\hat{y} - y_i}{\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}$, 则(6)式表示为: $\Delta d_i = a_{x_i} \Delta x + a_{y_i} \Delta y$,

即
$$\begin{cases} \Delta d_1 = a_{x_1} \Delta x + a_{y_1} \Delta y \\ \Delta d_2 = a_{x_2} \Delta x + a_{y_2} \Delta y \\ \Delta d_3 = a_{x_3} \Delta x + a_{y_3} \Delta y \\ \vdots \\ \Delta d_n = a_{x_n} \Delta x + a_{y_n} \Delta y \end{cases}, \text{ 令 } A = \begin{pmatrix} a_{x_1} & a_{y_1} \\ a_{x_2} & a_{y_2} \\ a_{x_3} & a_{y_3} \\ \vdots & \vdots \\ a_{x_n} & a_{y_n} \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} \Delta d_1 \\ \Delta d_2 \\ \Delta d_3 \\ \vdots \\ \Delta d_n \end{pmatrix}, X = (\Delta x \quad \Delta y)^T, \text{ 所以方程组可表示为}$$

$AX = B.$

利用最小二乘法求得上式的解为 $X = (A^T A)^{-1} A^T B$, 然后由 $\begin{cases} x = \hat{x} + \Delta x \\ y = \hat{y} + \Delta y \end{cases}$ 可得知未知节点的坐标, 求出偏差量 $(\Delta x, \Delta y)$ 的值决定了定位的精度. 如果得出的未知节点的位置超出了误差允许范围, 则需重新迭代上述过程, 缩小定位范围, 减小定位误差, 直至求出最优值.

2.3 算法步骤

基于上述分析, 改进的定位算法具体过程可描述为: 1) 未知节点接收到信标节点周期性发出的数据, 包括节点 ID、位置坐标、RSSI; 2) 对于每个信标节点, 未知节点都能接收到大量 RSSI, 利用卡尔曼滤波进行优化处理; 3) 将步骤 2) 得到的 RSSI 转化为相对应的节点之间的距离, 并建立信标节点位置坐标集合 $P = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 未知节点到信标节点距离集合 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$; 4) 利用改进的极大似然估计算法确定未知节点的位置; 5) 若求出的未知节点位置不在误差允许范围之内, 则重复步骤 4), 直至求出最优位置.

3 仿真结果与分析

为了验证本文提出的改进算法, 在大小为 $13 \text{ m} \times 13 \text{ m}$ 的区域内进行实验, 20 个信标节点随机分布在实验区域内, 节点的通信半径为 50 m, 路径的衰减指数设为 3. 由于信号在传输过程中, 存在反、折射, 多径传播, 天线增益等干扰的影响, 故在实验环境和模拟仿真中加入了均值为 0 m, 均方差为 6 m 的高斯随机噪声. 利用 MATLAB 对算法进行模拟仿真和数据处理, 仿真实验进行 100 次, 结果取其平均值.

实验过程中信标节点周期性发出 RSSI 信号, 接收并记录 RSSI, 然后进行滤波处理, 抽取其中 200 个数据, 处理后的数据对比如图 1、图 2 所示. 其中图 1 比较了测量真实值与卡尔曼滤波(KF)、扩展卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)后的估计值, 图 2 对比了 3 种滤波估计值的误差, 分析比较可以得到, 经过

卡尔曼滤波估计误差最小,即估计值更接近测量真实值.

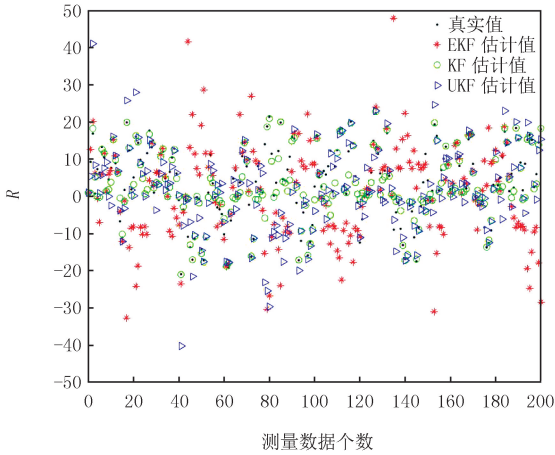


图1 三种滤波处理后的数据对比

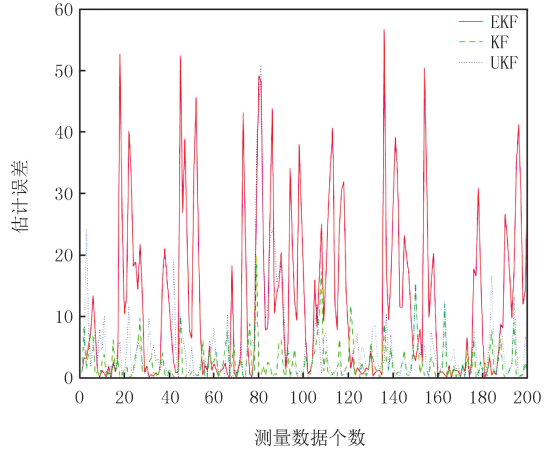


图2 三种滤波后的估计值误差对比

将卡尔曼滤波得到的 RSSI 计算得到节点之间的距离,由图 3 可知,实验区域内测得的最大值是 18.38 m,滤波处理后的值波动较为平缓,一定程度上避免了出现极值的现象,提高了算法的优化能力.图 4 研究了极大似然估计算法改进前后的测距误差对比.通过分析比较,当相同数量的信标节点且至少有两个参与测距定位时,改进后算法的测距误差明显比改进前算法的小;当参与定位的信标节点增加时,测距误差会减小,而且改进后算法的减小幅度比改进前算法的大.

经过卡尔曼滤波后,分别利用极大似然估计算法和改进的极大似然估计算法进行求解未知节点的位置.则测距误差可以用未知节点的实际位置坐标和未知节点的估计位置坐标表示出来,由上文中的偏差量可得: $E = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$. E 表示测距误差.实验仿真得到的数据分析如表 1 所示,从表 1 可以看出原算法中误差随着信标节点的增加改变不大,改进算法能将误差降低到 0.39 m,误差改善率最高达到 66.48%.

表 1 数据分析

参与定位的信标节点数	误差 E/m		误差变化量/ m
	原算法	改进算法	
10	1.597 6	1.378 3	0.219 3
11	1.531 2	1.288 6	0.242 6
12	1.497 6	1.210 0	0.287 6
13	1.481 3	1.131 6	0.349 7
14	1.470 2	1.034 4	0.435 8
15	1.425 3	0.936 7	0.488 6
16	1.394 6	0.828 3	0.566 3
17	1.407 7	0.712 4	0.695 3
18	1.331 6	0.670 4	0.661 2
19	1.265 3	0.518 6	0.746 7
20	1.171 7	0.392 7	0.779 0

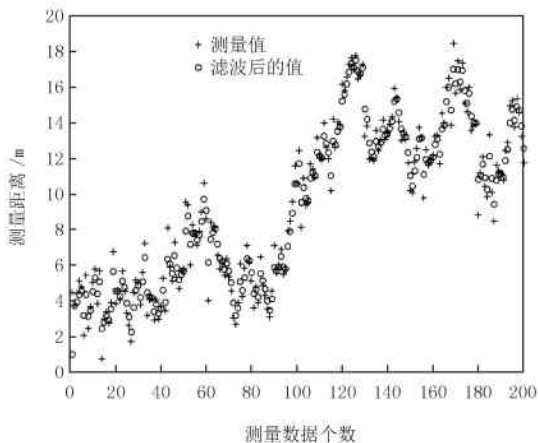


图3 卡尔曼滤波处理后的数据对比

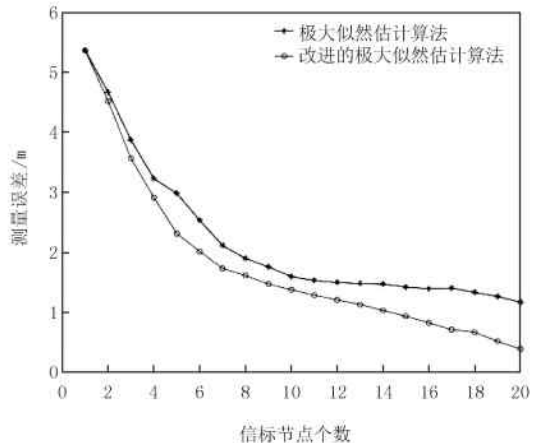


图4 算法改进前后的测距误差对比

4 结 论

本研究针对极大似然估计定位算法在测距定位中信号容易受到障碍物阻碍、天线增益、多径传播等因素的干扰,此外在计算过程中还会出现数据利用不充分的问题,因此提出了相应的改进定位算法。在保证实验环境相同且实验数据前后一致的情况下,有效降低了原算法的定位误差;利用了全部的有效数据,从而排除了因数据计算偏差带来的偶然性,提高了定位精度,定位效果有明显改善。改变高斯随机噪声的均方差,对比数据发现改进算法比原算法稳定性更好。本次研究实验是在 $13\text{ m} \times 13\text{ m}$ 的区域内放置 20 个信标节点的环境下完成的,所以后续的工作将扩大实验区域范围,并增强节点间干扰来测试改进定位算法的实用性。

参 考 文 献

- [1] 王汝传,孙力娟.无线传感器网络技术导论[M].北京:清华大学出版社,2012.
- [2] 许毅.无线传感器网络原理及方法[M].北京:清华大学出版社,2012.
- [3] Mardini W, Khamayseh Y, Almodawar A A, et al.Adaptive RSSI-based localization scheme for wireless sensor networks[J].Peer-to-Peer Networking and Applications,2016,9(6):991-1004.
- [4] Abdellatif M,Oliveira J M,Ricardo M.The self-configuration of nodes using RSSI in a dense wireless sensor network[J].Telecommunication Systems,2016,62(4) 695-709.
- [5] Ha I,Djuraev M, Ahn B.An Optimal Data Gathering Method for Mobile Sinks in WSNs[J].Wireless Personal Communications,2017,97(1):1401-1407.
- [6] Tomic S,Mezei I.Improvements of DV-Hop localization algorithm for wireless sensor networks[J].Telecommunication Systems, 2016, 61(1):93-106.
- [7] 钟丽鸿,胡成全,金京姬.基于 RSSI 极大似然估计定位算法的分析与实现[J].吉林大学学报(理学版),2014,52(3):556-560.
- [8] 谭志,张卉.无线传感器网络 RSSI 定位算法的研究与改进[J].北京邮电大学学报,2013,36(3):88-92.
- [9] 程俊,周礼争,余敏,等.基于 RSSI 滤波的改进型泰勒级数室内定位算法[J].计算机技术与发展,2016,26(5):51-55.
- [10] 张文,孙瑞胜.EKF 与 UKF 的性能比较及应用[J].南京理工大学学报,2015,39(05):614-618.
- [11] 陈旋,董仕鹏.基于修正 RSSI 的加权质心定位算法[J].电子科技,2017,30(4):92-94.
- [12] 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.
- [13] 候倍倍,宋玉龙,曹硕.基于 RSSI 的偏移误差修正的井下定位算法[J].工矿自动化,2017,43(11):63-69.
- [14] 李论,张著洪,丁恩杰,等.基于 RSSI 的煤矿巷道高精度定位算法研究[J].中国矿业大学学报,2017,46(01):183-191.
- [15] 闫雷兵,陆音,张业荣.基于改进最小二乘算法的 TDOA/AOA 定位方法[J].电波科学学报,2016,31(02):394-400.
- [16] 王毅,刘恒,侯兴哲,等.基于改进强跟踪 UKF 的电压暂态扰动检测[J].电力系统保护与控制,2017,45(19):109-116.
- [17] 刘友宽,孙金龙,朱涛,等.CMAC 与卡尔曼滤波复合控制 AVR 的优化研究[J].电力系统保护与控制,2017,45(14):98-104.
- [18] 周小艳,何为,胡国辉.基于 ZigBee 无线传感器网络的变电站人员定位的改进算法研究[J].电力系统保护与控制,2013,41(17):56-62.

Improvement and implementation of maximum likelihood estimation positioning algorithm based on RSSI

Zhan Huawei, Zhan Haichao, Zhao Yong

(College of Electronic and Electrical Engineering; Key Discipline Open Laboratory of Electromagnetic Wave Characteristic Information Detection of Henan Province, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

Abstract: In order to solve the problem that the maximum likelihood estimation algorithm based on RSSI (Receiving Signal Strength Indicator) will lose coordinate information when the quadratic term is eliminated, and have large positioning error, an improved location algorithm was proposed based on RSSI maximum likelihood estimation. Firstly, the collected RSSI values were processed by Kalman filtering algorithm, and then the unknown nodes were located by using the least square method based on Taylor series expansion in the maximum likelihood estimation algorithm. The simulation results show that the improved algorithm has improved the stability of the original algorithm, effectively reduced the location error, and improved the location accuracy.

Keywords: received signal strength indicator; Kalman filtering; maximum likelihood estimation; Taylor series

[责任编辑 杨浦]