

文章编号: 1000-5013(2012)06-0635-05

基于接收信号强度指示加权融合的定位算法

沈笑慧, 张健, 何熊熊

(浙江工业大学 信息工程学院, 浙江 杭州 310023)

摘要: 基于接收信号强度指示的无线传感器网络定位问题,提出一种改进 Kalman 滤波方法,消除测距过程中的非视距误差,得到标签与节点间的估计距离.然后,分析标签与节点的距离、定位单元质量和标签所处的位置三方面对定位精度的影响,提出一种改进三边定位算法,并根据滤波后的估计距离计算得到的多个定位坐标进行加权融合.最后,通过 Matlab 仿真验证所提算法的有效性.

关键词: 接收信号强度指示; Kalman 滤波; 非视距误差; 加权融合三边定位算法; 无线传感器

中图分类号: TP 212.9; TN 92 **文献标志码:** A

目前,无线传感器网络节点定位技术主要分为两类:无需测距(range-free)定位技术和基于测距(range-based)定位技术^[1].前者无需测量节点间的距离、角度等信息,而是根据网络连通性等信息来实现节点定位,定位精度不高,这类算法主要有质心算法、DV-Hop 算法和 APIT 算法等^[2].后者需要额外的器件来测量实际节点间的距离,尽管增加功耗,但其测距精度较高,这类技术主要有基于到达角度(AOA)的定位,基于到达时间(TOA)的定位,基于到达时间差(TDOA)的定位和基于接收信号强度指示(RSSI)的定位等^[1].在实际定位系统中,常用 RSSI 技术进行测距,并用三边测量法进行定位^[3].虽然 RSSI 技术具有低成本、低功耗且易于实现等优势,但该测距易受环境影响.其中非视距(NLOS)传播是无线定位误差的主要来源,它使测距偏大,导致三边测量算法精度下降.本文针对该缺点,研究基于接收信号强度指示的无线传感器网络定位问题,从测距和算法两方面提高定位精度.

1 基于接收信号强度指示测距

1.1 测距原理

基于接收信号强度(RSSI)测距法原理:已知发射节点的发射信号强度,接收节点根据收到的信号强度,计算出信号的传播损耗,并利用理论模型和经验模型将传播损耗转化为距离^[4].在理论模型中,常用的路径损耗模型有自由空间传播模型、对数-常态分布模型、对数距离路径损耗模型、哈它模型等^[5].对数-常态分布模型应用最为广泛,其表达式为

$$PL(d) = \overline{PL}(d_0) - 10n \cdot \lg(d/d_0). \tag{1}$$

式(1)中: $PL(d)$ 为经过距离 d 后收到的信号强度,单位为 dB; n 是路径损失指数,表示信号能量随着到收发器距离的增加而衰减的速率,一般取 2.0~5.0 之间的常数; d 是节点与标签间的距离, d_0 值取 1 m; $\overline{PL}(d_0)$ 是射频参数,定义为用 dBm 表示的距发射端 1 m 处接收到的信号强度绝对值.

对于经验模型,首先要按照一定的密度选取参考点,建立信号强度与到某个信标点距离的映射矩阵;其次,在实际定位时根据测得的信号强度与映射矩阵进行对比,并采用数学拟合方式确定待测节点到锚节点的距离^[6].

1.2 Kalman 滤波的改进

在 NLOS 误差模型中,如果 $R_m(t)$ 表示在 t 时刻标签到定位节点 m 的距离测量值,其真实距离为

收稿日期: 2012-06-15

通信作者: 何熊熊(1965-),男,教授,主要从事机器人、控制理论与应用、智能系统和信号处理等的研究. E-mail:hxx@zjut.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61074054); 浙江省科技厅重大专项基金资助项目(2011C13011)

$d_m(t)$, 而测量误差 μ 是零均值高斯分布变量, μ_{NLOS} 为正随机变量, 则有

$$R_m(t) = d_m(t) + \mu + \mu_{\text{NLOS}}. \tag{2}$$

结合 Kalman 新息过程, 使 Kalman 增益动态变化, 改进 Kalman 滤波器的迭代过程, 消除 μ_{NLOS} . Kalman 滤波器的基本思想就用两个方程分别表示未知状态的转移过程和测量系统输入与输出的关系, 通过对测量数据的处理, 估计状态向量^[7]. Kalman 滤波器的状态方程和测量方程^[8]分别为

$$\mathbf{x}(t+1) = \Phi \mathbf{x}(t) + \Gamma \mathbf{w}(t), \quad \mathbf{y}(t) = \mathbf{H} \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t). \tag{3}$$

式(3)中: t 为离散时间; 系统在时刻 t 的状态为 $\mathbf{x}(t) \in \mathbf{R}^n$, 观测信号为 $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}^m$; Φ 和 \mathbf{H} 分别是状态转移矩阵和测量矩阵. $\mathbf{w}(t) \in \mathbf{R}^r, \mathbf{v}(t) \in \mathbf{R}^m$ 分别为输入白噪声和观测噪声, 零均值、方差矩阵分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} , 且互不相关. Kalman 滤波器的迭代过程^[8]表示为

$$\mathbf{x}(t+1 | t) = \Phi \mathbf{x}(t | t), \tag{4}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}(t+1) = \mathbf{y}(t+1) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}(t+1 | t), \tag{5}$$

$$\mathbf{P}(t+1 | t) = \Phi \mathbf{P}(t | t) \Phi^T + \Gamma \mathbf{Q} \Gamma^T, \tag{6}$$

$$\mathbf{K}(t+1) = \mathbf{P}(t+1 | t) \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}(t+1 | t) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1}, \tag{7}$$

$$\mathbf{x}(t+1 | t+1) = \mathbf{x}(t+1 | t) + \mathbf{K}(t+1) \boldsymbol{\varepsilon}(t+1), \tag{8}$$

$$\mathbf{P}(t+1 | t+1) = [\mathbf{I}_n - \mathbf{K}(t+1) \mathbf{H}] \mathbf{P}(t+1 | t). \tag{9}$$

根据式(4)~(7)计算出状态预测值 $\mathbf{x}(t+1 | t)$ 、预测误差协方差 $\mathbf{P}(t+1 | t)$ 、新息过程 $\boldsymbol{\varepsilon}(t+1)$, 以及 Kalman 增益 $\mathbf{K}(t+1)$; 然后, 根据 $\boldsymbol{\varepsilon}(t+1)$ 的正负适当调整 $\mathbf{K}(t+1)$, 并根据新息的特性^[8-9] 改变 $\mathbf{K}(t+1)$. 即当 $|\boldsymbol{\varepsilon}(t+1)| \geq \text{阈值}$ 时, $\mathbf{K}'(t+1) = 0$; 当 $\boldsymbol{\varepsilon}(t+1) \geq 0$ 时, $\mathbf{K}'(t+1) = \mathbf{K}(t+1) / (\alpha + \beta \boldsymbol{\varepsilon}(t+1))$; 而当 $\boldsymbol{\varepsilon}(t+1) < 0$ 时, $\mathbf{K}'(t+1) = \mathbf{K}(t+1) \cdot (\alpha + \beta \boldsymbol{\varepsilon}(t+1))$. 其中, $\alpha \geq 1$.

由式(5)可知, 当 $\boldsymbol{\varepsilon}(t+1)$ 绝对值越大, 测量值与预测值的偏差就越大. 当 $\boldsymbol{\varepsilon}(t+1)$ 绝对值大于一个阈值时, 认为当前测量值偏差过大, 令 Kalman 增益为 0, 用状态预测值来代替状态估计值. 当 $\boldsymbol{\varepsilon}(t+1)$ 绝对值在阈值内, 大于(小于)零时, 减小(增大)Kalman 增益, 再进行式(8), (9)的迭代. 经过上述计算, 使估计值 $\mathbf{x}(t+1 | t+1)$ 更接近真实值.

2 三边定位算法的改进

2.1 三边定位原理

三边测量法是根据已知 3 个节点的坐标, 以及节点与待测标签之间的距离, 计算标签坐标的一种几何算法^[10]. R_1, R_2, R_3 是 3 个节点与标签之间的距离, 以节点为圆心, 距离为半径, 计算 3 个圆的交点坐标, 即所求标签的坐标. 假设 3 个已知节点坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$, 未知标签节点坐标为 (x, y) , 根据几何知识可知, 节点与标签之间的距离为

$$\left. \begin{aligned} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 &= R_1^2, \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 &= R_2^2, \\ (x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 &= R_3^2. \end{aligned} \right\} \tag{10}$$

实际测量中, 由于 RSSI 容易受环境因素的影响, RSSI 所测得的距离将比真实值大, 所要计算的标签出现在三圆所交区域内. 因此, 在计算时以两圆相交的交点所连的二条交线的交点近似为标签的坐标. 式(10)中, 3 个式子两两相减所得的二条交线方程分别为

$$\left. \begin{aligned} 2(x_2 - x_1)x + 2(y_2 - y_1)y &= R_1^2 - R_2^2 - x_1^2 + x_2^2 - y_1^2 + y_2^2, \\ 2(x_2 - x_3)x + 2(y_2 - y_3)y &= R_3^2 - R_2^2 - x_3^2 + x_2^2 - y_3^2 + y_2^2. \end{aligned} \right\} \tag{11}$$

根据式(11)可计算得到待测标签的坐标为

$$x = \frac{Q_2 \times B_1 - B_2 \times Q_1}{A_2 \times B_1 - A_1 \times B_2}, \quad y = \frac{A_2 \times Q_1 - A_1 \times Q_2}{A_2 \times B_1 - A_1 \times B_2}.$$

式中: $A_1 = 2(x_2 - x_1); B_1 = 2(y_2 - y_1); Q_1 = R_1^2 - R_2^2 - x_1^2 + x_2^2 - y_1^2 + y_2^2; A_2 = 2(x_2 - x_3); B_2 = 2(y_2 - y_3); Q_2 = R_3^2 - R_2^2 - x_3^2 + x_2^2 - y_3^2 + y_2^2; A_3 = 2(x_1 - x_3); B_3 = 2(y_1 - y_3); Q_3 = R_3^2 - R_1^2 - x_1^2 + x_3^2 - y_3^2 + y_1^2$.

2.2 加权融合定位算法

通过 Kalman 滤波后得到距离的估计值, 仍存在测量误差 μ , 为了提高定位精度, 采用多个坐标加权

融合的方法. 从待测标签与节点的距离、定位单元质量和待测标签与定位单元位置关系 3 方面分析影响定位精度的因素, 并确定了各因素的权值, 最后进行加权融合处理.

1) 待测标签与节点的距离. 在定位区域内, 标签与节点的距离越近, 由测量 RSSI 值产生的距离偏差就越小, 故由较大 RSSI 值定位坐标的权值应较大. n 个节点接收标签的信号, 获得 n 个 RSSI 值, 其对应的 n 个距离 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$, $R_1 \leq R_2 \leq \dots \leq R_n$. 从最小距离开始依次选取 3 个距离, 形成一个定位单元, 如此最多可得到 $N = (n-2)$ 个, 其定位单元集合 $M = \{[R_1, R_2, R_3], [R_2, R_3, R_4], \dots, [R_{n-2}, R_{n-1}, R_n]\}$. 根据标签与节点间的距离, 第 j 个定位单元 $[R_{j_1}, R_{j_2}, R_{j_3}]$ 关于距离的权值为

$$w_j^R = (\frac{1}{R_{j_1}} + \frac{1}{R_{j_2}} + \frac{1}{R_{j_3}}) / \sum_{i=1}^N (\frac{1}{R_{i_1}} + \frac{1}{R_{i_2}} + \frac{1}{R_{i_3}}). \quad (12)$$

2) 定位单元质量. 在二维空间中, 认为可以进行定位的 3 个节点组成一个定位单元. 定位单元所构成的三角形质量的好坏直接影响最终的定位结果^[11]. 文中采用 J. Sarrate 等^[12]提出的最小角度量方法衡量三角形质量, 其表达式为

$$q_{a_{\min}} = 3\alpha_{\min} / \pi. \quad (13)$$

式(13)中: α_{\min} 为三角形最小内角. 如式(12)所示, 每个定位单元可根据其最小角得到一个权值 w_j^A , 即

$$w_j^A = q_{a_{\min}, j} / \sum_{j=1}^N q_{a_{\min}, j}. \quad (14)$$

3) 待测标签与定位单元位置关系. 当定位单元一定时, 标签所处定位单元内的位置对定位精度也有影响. 经过实际和仿真可知: 定位单元质量一定时, 标签在定位单元重心的误差最小, 离定位单元重心越远, 误差越大, 测距误差越大, 定位误差也越大. 根据标签与定位单元重心的距离可得权值 w_j^G , 即

$$w_j^G = (\frac{1}{D_j}) / \sum_{i=1}^N \frac{1}{D_i}. \quad (15)$$

式(15)中: D_j 为标签与定位单元重心之间的距离.

最后结合三项权值, 可得到最终的权值 W_j 为

$$W_j = \mu w_j^R + \gamma w_j^A + \eta w_j^G. \quad (16)$$

由 $\mu + \gamma + \eta = 1$, 定位单元 N_j , 经计算可得到标签的坐标值 (x_j, y_j) 和权值为 W_j . 将 N 个坐标进行加权融合, 可得 $x = \sum_{i=1}^N W_j \cdot x_j, y = \sum_{i=1}^N W_j \cdot y_j$.

3 仿真实验

3.1 改进后的 Kalman 滤波分析

在 Matlab 7.0 仿真平台上, 进行 Kalman 滤波去除 NLOS 误差的仿真实验. 设定各矩阵初始值: $x(t) = [R(t), \dot{R}(t)]^T [0, 0.5]^T$; $\Phi_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$; $\Gamma_{2 \times 1} = [1, \Delta t]^T$; $H_{1 \times 2} = [1, 0]$; $Q_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$; $R_{1 \times 1} = 1$; $w_{2 \times 1}, v_{1 \times 1}$ 是服从 $N(0, 1)$ 的高斯白噪声, $\Delta t = 1$ s, 抽样次数为 60, 阈值为 5, $\alpha = 1, \beta = 0.5$. Kalman 滤波器改进前后的去除噪效果, 如图 1 所示.

由图 1(a)可知: Kalman 滤波对测量曲线进行了平滑, 但效果并不理想, 虽然在一定程度上降低了测量误差, 但仍存在一些较大的误差. 由图 1(b)可知: 通过结合新息过程动态改变 Kalman 增益进行滤波, 距离估计值波动幅度较小, 并接近真实值, NLOS 误差较好地去除.

3.2 加权融合三边定位算法分析

为了验证加权融合算法的有效性, 基于 Matlab 进行定位仿真. 选定的定位区域大小 $20 \text{ m} \times 30 \text{ m}$, 并以区域左下角为坐标原点建立坐标系. 布置 25 个定位节点, 其坐标分别为 $\{0, 0\}, \{4, 0\}, \{8, 0\}, \{12, 0\}, \{16, 0\}, \{20, 0\}, \{24, 0\}, \{28, 0\}, \{0, 4\}, \{0, 8\}, \{0, 12\}, \{0, 16\}, \{30, 2\}, \{30, 6\}, \{30, 10\}, \{30, 14\}, \{30, 18\}, \{2, 20\}, \{6, 20\}, \{10, 20\}, \{14, 20\}, \{18, 20\}, \{22, 20\}, \{26, 20\}, \{30, 20\}$, 节点间距为 4 m. 5 个待测标签坐标分别为 $\{5, 4\}, \{8, 16\}, \{15, 10\}, \{21, 5\}, \{25, 15\}$. 进行 20 次定位计算, 比较普通三边定位法与加权融合三边定位法定位的准确度, 统计结果如表 1 所示. 表 1 中: N 为定位单元; 测量误差 μ

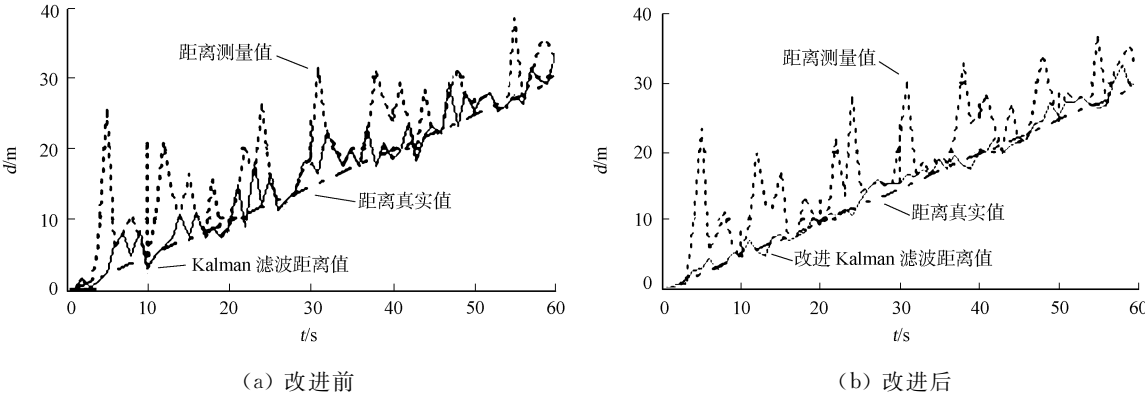


图 1 Kalman 滤波器改进前后的去除噪效果

Fig. 1 Denoising effect of comparison before and after the improvement of Kalman filter

是零均值高斯分布变量; μ_{av} 、 μ_{max} 、 μ_{min} 分别为定位误差的平均值、最大值和最小值。

分析表 1 数据可知:普通三边定位算法的平均误差较大,最大误差达到 7 m 以上,出现定位错误的情况,定位结果很不稳定;加权融合三边定位算法选取定位单元个数 $N=5$ 时误差较小,平均误差在 0.5 m 左右,虽然最大误差达到了 1.2 m,但其最小误差以非常接近真实值;当定位单元过大或过小时,平均误差增大,失去融合的效果。

表 1 定位误差统计表

Tab. 1 Statistical table of positioning error

定位误差	加权三边定位				普通三边定位
	$N=3$	$N=4$	$N=5$	$N=6$	
μ_{av}	0.627	0.645	0.54	2.916	2.769
μ_{max}	1.636	1.249	1.225	5.466	7.290
μ_{min}	0.231	0.230	0.076	0.596	0.510

在此基础上,比较普通三边定位算法与加权融合算法($N=45$)在二维平面上的仿真效果,采用两种定位算法分别对 5 个节点进行 15 次定位计算,结果如图 2 所示。图 2 中:星形表示定位节点;三角形表示待定位标签的真实位置;点表示通过计算所得标签的位置。

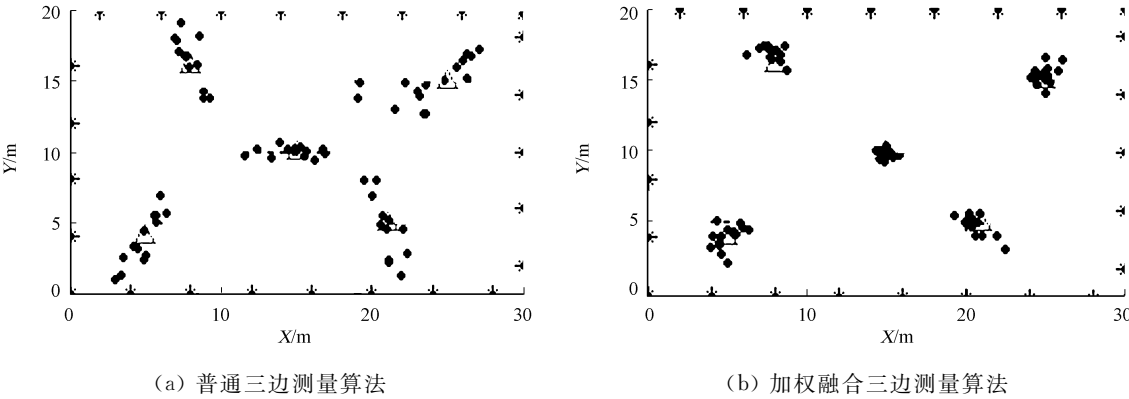


图 2 不同算法在二维平面上的仿真效果

Fig. 2 Simulation effect of different algorithms on the two-dimensional plane

由图 2 可知:标签处于定位区域中心时,定位精度较高;处于边缘时,定位精度较低。由图 2(a)可以看出:普通三边测量算法的定位结果,其标签分布波动较大,定位结果不稳定,而且定位误差较大,效果不理想。从图 2(b)可知:经加权融合后,标签分布比较集中,定位误差保持在 1.0 m 以内。这是因为,在定位单元质量较差、标签与定位节点距离较远和标签与定位单元重心较远的情况下,其定位坐标所占权值较小,加权后定位误差大的标签对最终结果影响较小。比较两图可知:改进三边测量算法后定位准确性与稳定性都得到显著提高。

4 结论

根据无线传感器网络定位的现状,在全面考虑了基于 RSSI 定位过程中产生误差因素的基础上,提出了加权融合三边定位算法。该方法首先经过改进 Kalman 滤波消除了非视距误差带来的影响,得到了

节点与标签之间的估计距离, 为提高定位精度提供了很好的前提. 其次, 通过加权融合, 解决了三边定位算法精度不够高的问题. 最后的仿真证明了方法的有效性, 具有较大的理论意义和实用价值. 下一步工作将在定位系统中进行测距实验, 通过分析数据进一步改进算法, 提高定位精度.

参考文献:

- [1] 王久勇. 基于 RSSI 的无线传感器网络定位算法的研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- [2] HE Tian, HUANG Cheng-du, BIUM B M. Range-free localization schemes for large scale sensor networks[C]//9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2003: 81-95.
- [3] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]//19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Tel Aviv: IEEE Press, 2000: 775-784.
- [4] 郑君刚, 马斌, 吕晶. 基于 RSSI 测距和距离几何约束的节点定位算法[J]. 电子产品世界, 2010, 17(5): 27-29.
- [5] 刘运杰, 金明录, 崔承毅. 基于 RSSI 的无线传感器网络修正加权质心定位算法[J]. 传感技术学报, 2010, 13(5): 717-721.
- [6] 陈昌祥, 达维, 周洁. 基于 RSSI 的无线传感器网络距离修正定位算法[J]. 通信技术, 2001, 44(2): 65-69.
- [7] LE B L, AHMED K, TSUJI H. Mobile location estimator with NLOS mitigation using Kalman filtering[C]//IEEE Wireless Communications and Networking Conference. New Orleans: IEEE Press, 2003: 1969-1973.
- [8] 邓自立. 新息融合滤波理论及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2007.
- [9] 李静, 刘琚. 用卡尔曼滤波消除 TOA 中 NLOS 误差的三种方法[J]. 通信学报, 2005, 26(1): 130-135.
- [10] LATIFF L A, ALI A, OOI C C, et al. Development of an indoor GPS-free self-positioning system for mobile ad hoc network (MANET)[C]//IEEE International Conference on Jointly Held with the 2005 IEEE 7th Malaysia International Conference on Communication. Malaysia: IEEE Press, 2005: 1062-1067.
- [11] YAN Xiao-yong, QIAN Huan-yan, HUANG Ya, et al. A high accuracy localization based on RSSI measurements [C]//International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet). Xianning: IEEE Press, 2011: 1926-1929.
- [12] SARRATE J, PALAU J, HUERTA A. Numerical representation of the quality measures of triangles and triangular meshes[J]. Numerical Methods in Biomedical Engineering, 2003, 19(7): 551-561.

Localization Algorithm Based on Received Signal Strength Indication Weighted Fusion

SHEN Xiao-hui, ZHANG Jian, HE Xiong-xiong

(School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: Based on the received signal strength indicator wireless sensor network location problem, the article puts forward an improved Kalman filtering method to obtain the evaluated distance between label and nodes through eliminating the non-line-of-sight error in the ranging process. Then, three effects on location accuracy are analysed, which are the distance between label and node, the quality of location unit and the position of label and an improved trilateral localization algorithm is proposed, in which weighted fusion of some position coordinates calculated by the filtered distance. Finally, the simulation is given to demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: received signal strength indicator; Kalman filter; non-line-of-sight error; weighted trilateral localization algorithm; wireless sensor network

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 吴逢铁)