

基于严格残差选择的非视距定位算法

胡楠, 吴成东, 刘鹏达, 于晓升

(东北大学信息科学与工程学院, 辽宁沈阳 110819)

摘 要: 无线传感器网络的移动定位近年来受到越来越多的关注. 影响精确定位的一个很重要因素是非视距传播信号的存在. 非视距误差使得定位精度严重下降. 通过分析非视距测量值残差的特性, 提出了一种严格残差选择方法来鉴别距离测量值的状态. 首先利用扩展卡尔曼滤波(EKF)算法的线性回归模型获得距离测量值的残差, 然后利用严格残差选择来对残差进行筛选, 最后利用并行变节点 EKF 算法完成定位. 仿真结果表明提出的算法在非视距情况下的定位效果要优于其他算法, 在不同环境下该算法具有更好的鲁棒性和更高的定位精度.

关键词: 无线传感器网络; 非视距定位; 扩展卡尔曼滤波; 严格残差; 线性回归模型

中图分类号: TP 393 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2016)09-1221-04

NLOS Localization Algorithm Based on the Strict Residual

HU Nan, WU Cheng-dong, LIU Peng-da, YU Xiao-sheng

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: HU Nan, E-mail: hunan0806@163.com)

Abstract: Mobile localization in wireless sensor networks (WSNs) has attracted considerable attention in recent years. One of the most important factors affecting the accuracy of localization or tracking is non-line-of-sight (NLOS) signal propagation. The NLOS error could seriously reduce the localization accuracy. By analyzing the characteristics of the residual of NLOS distance measurements, a strict residual selection method was proposed to identify the condition of the distance measurements. In this algorithm, extend Kalman filter (EKF) linear regression model was firstly utilized to get distance residuals. Then the strict residual selection was used to filtrate the residuals. Finally the localization was finished by using the parallel variable node EKF algorithm. Simulation results show that the localization of the proposed algorithm outperforms the other algorithms compared in NLOS conditions. The proposed algorithm has better robustness and higher accuracy in different environments.

Key words: wireless sensor network; non-line-of-sight (NLOS) localization; extend Kalman filter; strict residual; linear regression model

近年来,随着微电子技术、传感器技术、计算机技术等的高速发展,无线传感器网络(WSNs, wireless sensor networks)引起了人们越来越多的关注^[1].在复杂的实际环境中,通常存在障碍物而导致信号发生反射、衍射等非视距(NLOS, non-line-of-sight)传播,对定位效果造成了极为不利的影 响,因此非视距环境下移动节点的定位问题引起了研究者的广泛关注.

根据非视距情况下参数是否已知,非视距定位算法主要分为参数已知的定位算法和参数未知的定位算法. Yu 等^[2]提出一种基于统计分析的非参数假设检验方法,通过 Neyman - Pearson 准则进行假设检验,再根据预警率设定一个阈值,从而完成对非视距传播信号的鉴别. Wang^[3]提出了一种基于残差权值的全向移动节点定位算法,利用移动节点与锚节点之间信号传播的比例权值对

非视距状态进行鉴别. Hammes 等^[4]提出了一种鲁棒的扩展卡尔曼滤波算法来解决非视距定位问题. 利用一种改进的核密度估计算法获得残差所对应的概率密度函数, 再通过迭代求得位置信息. Durovic 等^[5]提出了一种自适应鲁棒性定位算法, 利用先验知识和观测噪声统计的自适应估计可以求得 M 估计值, 最终完成定位.

基于参数已知的定位算法通常需要大量先验知识和历史数据, 通常适用于一些特定环境. 基于参数未知的定位算法的相关研究较少, 这类算法只需要少量先验知识而不依赖历史数据, 可以广泛应用于多种不同的环境, 具有较强实用性. 本文所提算法是一种参数未知的定位算法, 首先对锚节点进行均值处理, 然后利用扩展卡尔曼滤波算法的线性回归模型生成测量值的残差, 再利用严格残差选择对生成的残差进行筛选, 最后利用并行算法进行定位. 所提算法无需假设非视距误差分布及其参数就能够对传播信号的状态进行鉴别, 具有较强的鲁棒性和定位精度.

1 算法结构设计

解决非视距定位问题的方法主要分为两种: 非视距鉴别定位算法与非视距削弱定位算法^[6-8]. 本文提出了一种基于严格残差选择的非视距状态鉴别算法, 算法结构图如图 1 所示.

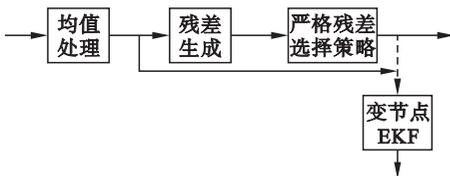


图 1 算法结构图

Fig. 1 Structure chart of the algorithm

算法的基本步骤如下:

- 1) 均值处理: 锚节点在一次定位过程中完成多次测距, 将获得的多个测量值进行均值处理;
- 2) 残差生成: 经过均值处理得到平均测量值后, 利用扩展卡尔曼滤波线性回归模型生成残差;
- 3) 严格残差选择: 利用严格残差选择筛选 2) 中生成的残差. 残差较小对应的测量值视为可靠的距离测量值, 将残差最小的 3 个测量值视为视距测量值, 组成一组新的距离向量;
- 4) 定位计算: 使用 3) 获得的距离向量作为当前的距离测量向量, 应用并行的变节点扩展卡尔曼滤波算法进行定位, 最终获得移动节点位置.

2 基于严格残差选择的定位算法

2.1 系统模型

本文假设在室内环境中布置了 N 个锚节点和 1 个移动节点, 锚节点的位置为 $[x_i, y_i]^T$. t 时刻移动节点的位置为 $[x(t), y(t)]^T$.

第 i 个锚节点与移动节点在 t 时刻的距离为 $d_i(t) = \sqrt{(x(t) - x_i)^2 + (y(t) - y_i)^2}$, $i = 1, 2, \dots, N$. (1)

在视距环境下, 第 i 个锚节点与移动节点在 t 时刻的距离为

$$d_{i,j} = d_i(t) + \alpha, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2)$$

其中 α 为测量噪声.

在非视距环境下, 第 i 个锚节点与移动节点在 t 时刻的测量距离为

$$d_{i,j} = d_i(t) + \alpha + \beta, \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

其中 β 为非视距误差, 且与 α 相互独立.

2.2 扩展卡尔曼滤波算法及其线性回归模型

卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 在对目标进行跟踪定位时, 对当前测量值和历史数据采用线性最小方差求出最优估计值^[9]. 在动态定位中, 通常采用扩展卡尔曼滤波算法 (extended Kalman filter, EKF) 解决定位问题.

移动节点与锚节点在 t 时刻的平均距离向量为

$$\bar{d}_t = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l d_t^i. \quad (4)$$

其中 l 为锚节点在一次定位过程中完成的测距次数, d_t^i 为在当前时刻第 i 个测得的距离向量.

系统的状态方程为

$$\omega_t = \Phi \omega_{t-1} + \Gamma \delta_{t-1}. \quad (5)$$

其中 ω_t 为移动节点的状态向量, 随机过程 δ_{t-1} 为系统过程噪声, 矩阵 Φ 为一步状态转移矩阵, Γ 为噪声输入矩阵.

系统的测量方程如下:

$$\bar{d}_t = h(\omega_t) + \hat{r}_t. \quad (6)$$

对非线性测量方程进行线性化处理可得到

$$h(\omega_t) = h(\hat{\omega}_{t|t-1}) + H_t(\omega_t - \hat{\omega}_{t|t-1}), \quad (7)$$

其中 H_t 为雅可比矩阵.

将测量方程线性化得到

$$\bar{d}_t = h(\hat{\omega}_{t|t-1}) + H_t(\omega_t - \hat{\omega}_{t|t-1}) + \hat{r}_t. \quad (8)$$

EKF 算法的时间更新方程为

$$\hat{\omega}_{t|t-1} = \Phi \hat{\omega}_{t-1}, \quad (9)$$

$$E_{t|t-1} = \Phi E_{t-1} \Phi^T + \Gamma F_{t-1} \Gamma^T. \quad (10)$$

测量更新方程为

$$K_t = E_{t|t-1} H_t^T (H_t E_{t|t-1} H_t^T + D_t)^{-1}, \quad (11)$$

$$\hat{\omega}_t = \hat{\omega}_{t|t-1} + K_t(\bar{d}_t - h(\hat{\omega}_{t|t-1})), \quad (12)$$

$$E_t = (I - K_t H_t) E_{t|t-1}. \quad (13)$$

其中 K_t 为 t 时刻的卡尔曼增益 I 为单位矩阵。

将 EKF 的标准形式转换成线性回归模型：

$$\begin{bmatrix} I_4 \\ H_t \end{bmatrix} \omega_t = \begin{bmatrix} \Phi \hat{\omega}_{t-1} \\ \bar{d}_t - h(\hat{\omega}_{t|t-1}) + H_t \hat{\omega}_{t|t-1} \end{bmatrix} + \varphi_t. \quad (14)$$

同时左乘 G_t^{-1} 得

$$\hat{d}_t = Q_t \omega_t + r_t. \quad (15)$$

其中：

$$\hat{d}_t = G_t^{-1} \begin{bmatrix} \hat{\omega}_{t|t-1} \\ \bar{d}_t - h(\hat{\omega}_{t|t-1}) + H_t \hat{\omega}_{t|t-1} \end{bmatrix}; \quad (16)$$

$$Q_t = G_t^{-1} \begin{bmatrix} I_4 \\ H_t \end{bmatrix}; \quad (17)$$

$$r_t = -G_t^{-1} \varphi_t. \quad (18)$$

对式 (16) 进行最小二乘法求解可以得到最终的状态向量 $\hat{\omega}_t$ ：

$$\hat{\omega}_t = (Q_t^T Q_t)^{-1} Q_t^T \hat{d}_t. \quad (19)$$

2.3 变节点并行扩展卡尔曼滤波算法

利用式 (19) 求出状态向量后可得残差向量：

$$\hat{r}_t = \hat{d}_t - Q_t \hat{\omega}_t. \quad (20)$$

为了最大程度降低非视距距离测量值对定位结果的影响,在定位计算中保留 3 个最小残差值对应的距离测量值,并将它们视为视距状态的距

离测量值,得到视距距离向量 \tilde{d} . 本文采用 2 个 EKF 算法并列运行进行计算,一个将 EKF 算法的标准形式转换成 EKF 线性回归模型,再利用最小二乘求解,生成残差后对得到距离测量值的状态进行鉴别,舍弃非视距距离值,最终得到视距距离

向量 \tilde{d} ; 另外一个使用 \tilde{d} 作为当前的距离测量数据,进行最后的定位。

3 实验结果及分析

本文采用 MATLAB 仿真软件对提出的算法进行仿真实验验证。锚节点、障碍物以及移动节点的运动轨迹如图 2 所示,在 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的区域内随机部署 10 个锚节点,移动节点做变加速运动,节点最大通信半径为 150 m 。系统的测量噪声误差标准差为 3 m ,非视距误差服从均值为 10 m ,标准差为 5 m 的高斯分布。

将提出的并行严格残差选择的扩展卡尔曼滤波(parallel strict residual extend Kalman filter, PSR-EKF)算法与经过高频测距数据处理的扩展卡尔曼滤波(high frequency extend Kalman

filter, HF-EKF)算法、扩展卡尔曼滤波(extend Kalman filter, EKF)算法进行仿真比较。每次仿真中,实验结果为在相同参数下进行 500 次 Monte Carlo 实验所得的平均结果,算法性能以均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价标准进行衡量：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\text{MC}} \sum_{k=1}^{\text{MC}} (\omega_{t,k} - \hat{\omega}_{t,k})^T (\omega_{t,k} - \hat{\omega}_{t,k})}. \quad (21)$$

其中 $\hat{\omega}_{t,k}$ 代表 t 时刻移动节点的估计值 k 表示运行的 Monte Carlo 次数。

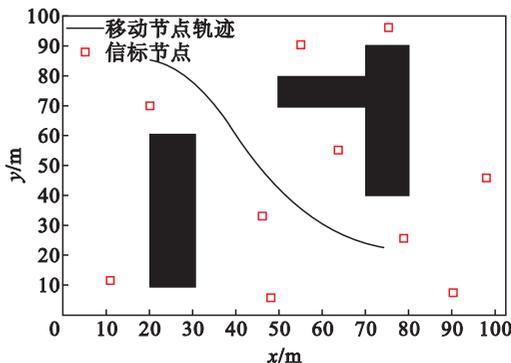


图 2 部署环境示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the deployment environment

图 3 对 3 种算法的 RMSE 进行了比较。其中 EKF 算法和 HF-EKF 算法的定位误差较大,这说明 EKF 算法和 HF-EKF 算法对 NLOS 误差比较敏感。而 PSR-EKF 算法对 NLOS 误差具有较强的抑制作用,定位精度最高。

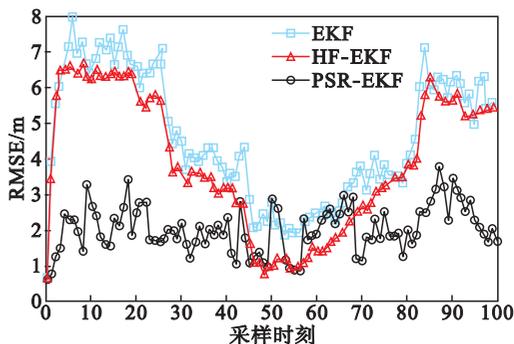


图 3 3 种算法 RMSE 的比较

Fig. 3 Comparison of RMSE for three algorithms

当 NLOS 误差服从高斯分布时,图 4 为 3 种算法 NLOS 误差均值与 RMSE 的关系。随着 NLOS 误差均值的增加,EKF 算法和 HF-EKF 算法的定位误差不断增大。在 NLOS 误差均值较小时产生较小残差值,不易被舍弃,PSR-EKF 算法的定位误差较大,定位误差随着误差均值的增加而变大。当 NLOS 误差均值增加到一定程度时,产生较大残差,更容易被鉴别出来而被舍弃掉,PSR-EKF 算法的定位误差逐渐变小。PSR-

EKF 算法在所有情况下始终具有最高的定位精度.

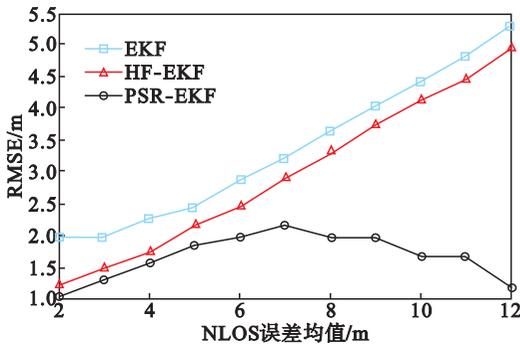


图 4 NLOS 误差均值与 RMSE 的关系

Fig. 4 Mean of NLOS error versus RMSE

当 NLOS 误差服从参数为(2 ,U - max)均匀分布时,各算法最大偏差系数 U - max 与 RMSE 的关系见图 5. 当 U - max = 10 时,PSR - EKF 算法的定位精度提高更为明显,比 EKF 算法和 HF - EKF 算法的定位精度分别提高了 48.7% 和 45.4%. EKF 算法和 HF - EKF 算法的定位精度随着 U - max 的增大而下降. PSR - EKF 算法的定位误差在开始阶段随着 U - max 的增加而慢慢增大. 然而 NLOS 误差较大的测量值易产生较大残差,容易被鉴别出来并舍弃掉,PSR - EKF 算法性能随着 U-max 的增大也在提高,因此 PSR - EKF 算法的定位误差在后期逐渐趋于平稳并开始下降. PSR - EKF 算法具有更高的定位精度.

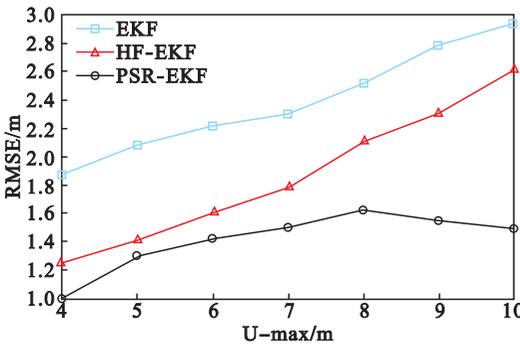


图 5 U - max 与 RMSE 的关系

Fig. 5 U-max versus RMSE

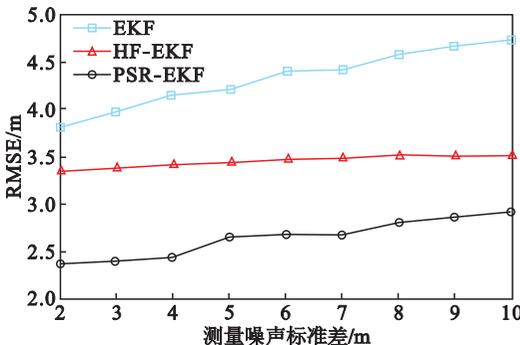


图 6 测量噪声标准差与 RMSE 的关系

Fig. 6 Standard deviation of measurement noise versus RMSE

当 NLOS 误差服从指数分布时,图 6 为 3 种算法 NLOS 误差标准差与 RMSE 的关系. 由图可知,随着测量噪声标准差的增加,每种算法的定位误差也都随之增大. 3 种算法的定位效果比较稳定,受测量噪声标准差影响较小. PSR - EKF 算法的定位精度始终要优于另外 2 种算法的定位精度.

4 结 论

本文提出了一种基于扩展卡尔曼滤波和严格残差选择的非视距定位算法. 首先利用扩展卡尔曼滤波的线性回归模型产生距离残差,利用严格残差选择机制对得到的距离测量值进行筛选,保留最可靠的距离测量值并将其视为视距测量值,最后利用并行的变节点 EKF 算法计算出最终节点位置. 仿真实验表明,PSR - EKF 算法计算复杂度较低,在不同的环境下都有较高的定位精度并具有较强的鲁棒性,可以有效对非视距环境下的移动节点进行定位.

参考文献 :

- [1] Guvenc I ,Chong C. A survey on TOA based wireless localization and NLOS mitigation techniques [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials* , 2009 , 11 (3) : 107 - 124.
- [2] Yu K ,Guo Y. Statistical NLOS identification based on AOA , TOA and signal strength [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 2009 , 58(1) 274 - 286.
- [3] Wang Z. Omnidirectional mobile NLOS identification and localization via multiple cooperative nodes [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing* 2012 , 11(12) 2047 - 2059.
- [4] Hammes U ,Wolsztynski E ,Zoubir A M. Robust tracking and geolocation for wireless networks in NLOS environments [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 2009 , 3 (5) 889 - 901.
- [5] Durovic Z ,Kovacevic B. Robust estimation with unknown noise statistics [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control* , 1999 , 44(6) :1292 - 1296.
- [6] Wang G ,Chen H ,Li Y. NLOS error mitigation for TOA-based localization via convex relaxation [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications* , 2014 , 13(8) : 4119 - 4131.
- [7] Li W ,Jia Y ,Du J. Distributed multiple-model estimation for simultaneous localization and tracking with NLOS mitigation [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* , 2014 , 62 (6) 2824 - 2830.
- [8] 吴成东 ,程龙 ,张云洲 ,等. 基于循环滤波的无线传感器网络室内定位 [J]. *控制与决策* 2012 , 26(10) :1515 - 1519. (Wu Cheng-dong ,Cheng Long ,Zhang Yun-zhou , et al. Indoor localization based on iterative filter in wireless sensor network [J]. *Control and Decision* , 2012 , 26(10) :1515 - 1519.)
- [9] 程咏梅 ,潘泉 ,张洪才. 基于推广卡尔曼滤波的多站被动式融合 [J]. *系统仿真学报* 2003 , 15(4) 548 - 550. (Cheng Yong-mei ,Pan Quan ,Zhang Hong-cai. Multistation passive fusion tracking based on extended Kalman filter [J]. *Journal of System Simulation* 2003 , 15(4) 548 - 550.)