

基于IMM-IKF的无线传感器网络非视距节点定位方法

于晓升, 王莹[†], 孟亚男, 吴成东

(东北大学 机器人科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 针对非视距(NLOS)环境下的移动定位问题,提出一种基于交互式多模型-改进卡尔曼滤波(IMM-IKF)的无线传感器网络NLOS节点定位算法. 算法在IMM算法框架下估计移动节点位置,采用两个平行的改进卡尔曼滤波算法对多个移动节点候选位置进行滤波处理,通过Markov链实现LOS状态与NLOS状态的转换,根据似然概率对两个滤波结果进行加权融合,从而获得移动目标位置. 仿真实验结果表明,所提出算法可以有效抑制NLOS误差,实现精确定位.

关键词: 无线传感器网络; 非视距; 交互式多模型; 卡尔曼滤波; 定位

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Non-line of sight node localization method based on IMM-IKF for wireless sensor networks

YU Xiao-sheng, WANG Ying[†], MENG Ya-nan, WU Cheng-dong

(Faculty of Robot Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: Non-line-of-sight(NLOS) propagation will decrease the localization accuracy if it is not taken into account in the mobile localization algorithm design, therefore, this paper presents an interacting multiple model-improved Kalman filter(IMM-IKF) based mobile node localization algorithm for the WSN. The position of unknown node is estimated under the interacting multiple model frame. The improved Kalman filter is employed to filter the estimated locations. The transition between the LOS and NLOS is described by two state Markov models. Two different filtering results are combined according to the likelihood probability to provide the final location estimation. Simulation results demonstrate that the IMM-IKF algorithm can overcome the NLOS errors and achieve high location accuracy.

Keywords: wireless sensor network; non-line of sight; interacting multiple model; Kalman filter; localization

0 引言

室内移动定位在工业领域和民用领域都有着重要的应用价值. 近年来,人们提出了多种不同的解决方案. 受室内环境因素限制,传统的GPS定位无法实现精确定位. 随着微电子技术、分布式计算技术和无线通信技术的发展,利用无线传感器网络(WSN)实现室内移动定位已成为一个热点课题. 无线传感器网络具有自组织、低能耗、可大规模部署等优势,在室内移动定位领域具有良好的应用前景^[1-2].

无线传感器网络利用信标节点的位置信息实现未知节点的位置估计,在定位过程中,通常采用以下几种测距技术:接收信号强度指示(RSSI)、到达时间

(TOA)、到达时间差(TDOA)和到达角度(AOA)^[3]. 现有的大部分研究都是基于信标节点和未知节点之间的信号传播状态为视距(LOS)这一假设展开的,由于测量值仅受到高斯白噪声的污染,采用一些常用的信号滤波技术进行处理即可获得准确的定位结果^[4]. 但是,在室内环境中,存在大量的障碍物,信标节点和未知节点的直线通信路径易存在障碍物的遮挡,信号需通过反射、散射或折射方式到达接收节点,导致测量值因包含大量的非视距(NLOS)误差而产生较大的偏差,定位精度急剧降低. 因此,如何在定位过程中有效避免非视距误差的影响,实现精确定位是无线传感器网络室内移动定位的重要挑战之一.

收稿日期: 2017-02-25; 修回日期: 2017-04-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61701101, 61603080); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(N160404003, N162610004, N150503009).

责任编委: 方华京.

作者简介: 于晓升(1984—),男,讲师,博士,从事无线传感器网络定位和覆盖算法的研究; 吴成东(1960—),男,教授,博士生导师,从事模式识别、人工智能等研究.

[†]通讯作者. E-mail: wangyingviella@163.com

目前,解决非视距环境下的移动定位问题通常包含两个步骤:1) 鉴别信号的传播状态;2) 对非视距状态下采集的测量值进行误差削弱. Cong等^[5]采用二元假设检验法和广义似然比检测法对信号的传播状态进行鉴别. Riba等^[6]提出根据测量数据的冗余信息判断NLOS误差是否存在,当信标节点数量较少时,该方法获得了较好的定位结果. Cheng等^[7]提出了一种联合TDOA和RSS模型的非视距鉴别算法,该方法根据TDOA和RSS测量的先验概率统计信息鉴别信号传播状态. Xiao等^[8]提出了一种基于机器学习的NLOS鉴别与削弱算法,通过大量测量数据样本训练SVM分类器,利用SVM鉴别和削弱NLOS误差. Kong等^[9]提出一种min-max算法鉴别信号的传播状态. 该方法根据测量数据为每一个信标节点构造一个边界框,通过判断估计位置在边界框内或框外确定信号的传播状态,在此基础上,对非视距误差进行削弱,提高了定位精度. Chen^[10]提出了一种残差加权算法,首先对任意3种或3种以上的测量距离值进行排列组合,然后使用最小二乘法获得所有种组合的对应位置,根据该位置计算平均残差,以平均残差的倒数为权重对这些位置进行线性加权,从而获得最终结果. Yu等^[11]根据LOS测量值和NLOS测量值不同的误差特性,构建了一个投票矩阵对NLOS误差进行削弱,获得候选位置,再采用残差加权方式得到最终定位结果. Cui等^[12]根据每个采样周期内获取的测量距离,采用多维标度定位算法对目标的位置进行初步估计,并利用多项式数据拟合对定位估计结果进行拟合,利用拟合后的多项式校正当前位置估计结果,该方法在室内环境中获得了较高的定位精度.

近年来,将交互式多模型(IMM)与滤波技术相结合,实现节点定位成为了一个研究热点. Liao等^[13]提出一种交互式多模型-卡尔曼滤波(IMM-KF)算法对复杂无线环境中的移动目标进行定位. Chen等^[14]将IMM与扩展卡尔曼滤波相结合,实现了非视距环境下的精确定位. 张云洲等^[15]提出了一种交互式多模型-扩展卡尔曼滤波算法,采用IMM算法对距离进行滤波,使用扩展卡尔曼滤波算法实现定位. Ru等^[16]在IMM框架下,采用隐马尔可夫随机场解决非线性贝叶斯估计问题,提高了定位精度. 尽管如此,上述不同的交互式多模型方法都是基于NLOS误差参数已知的情况下提出的. 然而,在实际环境中,NLOS误差参数通常是未知的.

本文提出一种基于交互式多模型-改进卡尔曼滤波(Interacting multiple model-Improved Kalman

filter, IMM-IKF)的非视距节点定位算法. 该算法对非视距误差具有鲁棒性,在未知信道传播状态和非视距误差参数情况下,可以实现高精度定位.

1 基于IMM-IKF的NLOS节点定位

1.1 系统模型

假设在一个监测区域中部署了 N 个信标节点,一个未知节点在监测区域中随机移动,监测区域中存在多个障碍物,信标节点的位置表示为 $\xi_i = [x_i, y_i]^T$, $i = 1, 2, \dots, N$. 信标节点发射无线信号,未知节点接收信号并采用TOA或TDOA方法计算它们之间的距离,当获得所有的距离信息之后,移动节点将根据本文所提出算法进行位置估计,并将估计的位置信息传送给基站,实现一次定位.

在 k 时刻,第 i 个信标节点与未知节点之间的距离为

$$z_i(k) = d_i(k) + \varepsilon_i(k), \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (1)$$

$$d_i(k) = \sqrt{(x(k) - x_i(k))^2 + (y(k) - y_i(k))^2}. \quad (2)$$

其中: $d_i(k)$ 表示信标节点与未知节点之间的真实距离, $\varepsilon_i(k)$ 表示测量误差. 在视距情况下, $\varepsilon_i(k)$ 为零均值的高斯白噪声;在非视距情况下, $\varepsilon_i(k)$ 为高斯白噪声与一个正的NLOS误差之和形式. 因此, $\varepsilon_i(k)$ 定义如下:

$$\varepsilon_i(k) = \begin{cases} \nu_i(k), & \text{LOS;} \\ \nu_i(k) + b_i(k), & \text{NLOS.} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\nu_i(k)$ 服从均值为零、方差为 $\sigma_{g_i}^2$ 的高斯分布, $b_i(k)$ 为正的非视距误差, $\nu_i(k)$ 和 $b_i(k)$ 是相互独立的.

视距情况下, $\varepsilon_i(k)$ 的概率密度函数定义为

$$g(\varepsilon_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{g_i}^2}} \left(-\frac{\varepsilon_i^2}{2\sigma_{g_i}^2} \right); \quad (4)$$

非视距情况下, ε_i 的概率密度函数为

$$f(\varepsilon_i) = \int_{-\infty}^{\infty} h(x)g(\varepsilon_i - x)dx, \quad (5)$$

其中 $h(\cdot)$ 为NLOS误差 b_i 的概率密度函数. 在不同环境下,NLOS误差可能服从高斯分布、均匀分布或指数分布^[17].

k 时刻系统的状态向量定义如下:

$$X(k) = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)]^T. \quad (6)$$

其中: $x(k), y(k)$ 表示未知节点的位置; $\dot{x}(k), \dot{y}(k)$ 分别为对应的速度分量.

系统的状态方程定义如下:

$$X(k+1) = FX(k) + Q\gamma(k). \quad (7)$$

其中: $F = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 为状态转换矩阵; $Q =$

$\begin{bmatrix} t^2/2 & 0 \\ t & 0 \\ 0 & t^2/2 \\ 0 & t \end{bmatrix}$; t 为系统采样周期; $\gamma(k)$ 为系统随机过程噪声, 服从均值为零、方差为 $G(k)$ 的高斯分布。

当未知节点在监测区域中随机移动时, 信标节点与未知节点之间的信号传播状态 (LOS 传播或者 NLOS 传播) 转换可等效为一个模式转换系统。本文使用两种状态的马尔可夫过程描述状态的转换, 定义如下:

$$\Psi = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} \\ \pi_{21} & \pi_{22} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中 π_{ij} 代表从状态 i 向状态 j 转换的概率。

系统的测量方程定义如下:

$$Z(k) = HX(k) + \nu(k), \quad (9)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

1.2 基于IMM-IKF的定位算法

本文提出一种基于交互式多模型-改进的卡尔曼滤波(IMM-IKF)算法, 流程如图1所示。

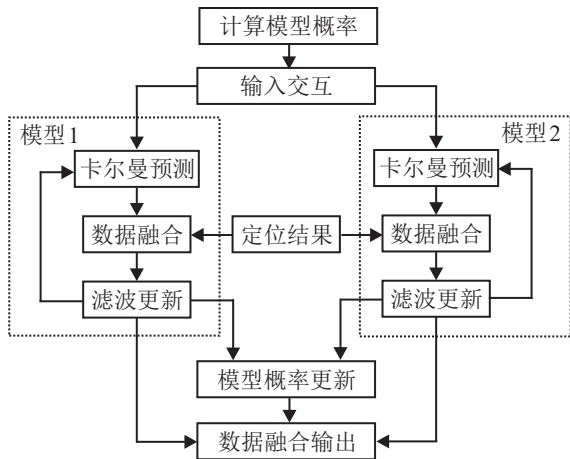


图1 本文算法流程

算法的核心由5个部分构成, 分别为: 计算模型概率、输入交互、滤波处理、更新模型概率、数据融合输出。在 $k + 1$ 时刻, 算法的处理步骤如下。

Step 1 计算模型概率。

模型概率定义为

$$\alpha_{ij}(k|k) = \frac{\pi_{ij}\alpha_i(k)}{\bar{\alpha}_j}. \quad (10)$$

其中: π_{ij} 为从状态 i 向状态 j 转换的概率, $\bar{\alpha}_j$ 定义为

$$\bar{\alpha}_j = \sum_{i=1}^2 \pi_{ij}\alpha_i(k). \quad (11)$$

Step 2 输入交互。

混合 k 时刻的视距状态和非视距状态的先验状态估计, 获得混合状态估计

$$\hat{X}_{0j}(k|k) = \sum_{i=1}^2 \hat{X}_i(k|k)\alpha_{ij}(k|k), \quad (12)$$

混合协方差估计

$$P_{0j}(k|k) = \sum_{i=1}^2 \alpha_{ij}(k|k) \{ P_i(k|k) + [\hat{X}_i(k|k) - \hat{X}_{0j}(k|k)][\hat{X}_i(k|k) - \hat{X}_{0j}(k|k)]^T \}. \quad (13)$$

Step 3 IKF滤波。

1) Kalman 预测。

预测过程如下:

$$\hat{X}_j(k+1|k) = F\hat{X}_{0j}(k|k), \quad (14)$$

$$P_j(k+1|k) = FP_{0j}(k|k)F^T + QG(k+1)Q^T. \quad (15)$$

2) 数据融合。

首先对 N 个信标节点提供的 N 个距离测量数据进行分组, 得到 $R = \sum_{i=1}^N C_N^i$ 种不同的测量数据组合。最大似然概率算法 (ML) 在视距情况下能够获得理想的结果, 因此模型 1 采用 ML 算法对每一种组合进行位置估计, 有

$$Z_1^r(k+1) = ((A^r)^T A^r)^{-1} (A^r)^T B^r. \quad (16)$$

对于每一种组合, 矩阵 A 和矩阵 B 如下所示:

$$A = 2 \begin{bmatrix} (x_2(k+1) - x_1(k+1)) \\ (x_3(k+1) - x_2(k+1)) \\ \vdots \\ (x_{N-1}(k+1) - x_{N-2}(k+1)) \\ (y_2(k+1) - y_1(k+1)) \\ (y_3(k+1) - y_2(k+1)) \\ \vdots \\ (y_{N-1}(k+1) - y_{N-2}(k+1)) \end{bmatrix},$$

$B =$

$$\begin{bmatrix} z_2^2 - z_1^2 - (x_2^2 + y_2^2) + (x_1^2 + y_1^2) \\ z_3^2 - z_2^2 - (x_3^2 + y_2^2) + (x_2^2 + y_2^2) \\ \vdots \\ z_{N-1}^2 - z_{N-2}^2 - (x_{N-1}^2 + y_{N-1}^2) + (x_{N-2}^2 + y_{N-2}^2) \end{bmatrix}.$$

残差加权 (Rwgh) 算法^[10] 在非视距情况下定位效果较好, 因此模型 2 采用 Rwgh 算法对每一种组合

进行位置估计,获得 $Z_2^r(k+1)$ ($r = 1, 2, \dots, R$) 个节点估计位置.

测量残差为

$$\begin{aligned} \varepsilon_j^r(k+1) &= Z_j^r(k+1) - H\hat{X}_j(k+1|k), \\ r &= 1, 2, \dots, R; \end{aligned} \quad (17)$$

残差的协方差为

$$S_j(k+1) = HP_j(k+1|k)H^T + V_j(k+1). \quad (18)$$

如果观测值中不包含非视距误差,则 $\varepsilon_j^r(k+1)$ 服从均值为零、方差为 $S_j(k+1)$ 的高斯分布,即

$$\varepsilon_j^r(k+1) \sim N(0, S_j(k+1)). \quad (19)$$

因此,定义如下的检测算子:

$$T_j^r(k+1) = (\varepsilon_j^r(k+1))^T S_j^{-1}(k+1) \varepsilon_j^r(k+1). \quad (20)$$

$T_j^r(k+1)$ 值越大,观测值中不包含非视距误差的概率越大.

对于模型 j ,不同的测量残差通过如下公式融合:

$$\varepsilon_j(k+1) = \sum_{r=1}^R \beta_j^r(k+1) \varepsilon_j^r(k+1), \quad (21)$$

$$\beta_j^r(k+1) = \frac{T_j^r(k+1)}{\sum_{r=1}^R T_j^r(k+1)}. \quad (22)$$

3) 滤波更新.

滤波的更新步骤如下:

$$\begin{aligned} \hat{X}_j(k+1|k+1) &= \\ \hat{X}_j(k+1|k) &+ K_j(k+1)\varepsilon_j(k+1), \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} P_j(k+1|k+1) &= \\ P_j(k+1|k) &- K_j(k+1)S_j(k+1)K_j^T(k+1). \end{aligned} \quad (24)$$

Step 4 计算更新模型概率.

更新模型概率为

$$\alpha_j(k+1) = \frac{A_j(k+1)\bar{\alpha}_j}{\alpha}. \quad (25)$$

其中

$$\begin{aligned} \alpha &= \sum_{j=1}^2 A_j(k+1)\bar{\alpha}_j, \quad \bar{\alpha}_j = \sum_{i=1}^2 \pi_{ij}\alpha_i(k+1), \\ A_j(k+1) &= N(\varepsilon_j(k+1); 0, S_j(k+1)) = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi|S_j(k+1)|}} \exp\left(-\frac{\varepsilon_j^T(k+1)\varepsilon_j(k+1)}{2S_j(k+1)}\right). \end{aligned} \quad (26)$$

Step 5 数据融合输出.

两种模型的交互输出为

$$\hat{X}_I(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^2 \hat{X}_j(k+1|k+1) \cdot \alpha_j(k+1), \quad (27)$$

$$\begin{aligned} P_I(k+1|k+1) &= \\ &= \sum_{j=1}^2 \alpha_j(k+1)P_j(k+1|k+1) + \\ &+ [\hat{X}_j(k+1|k+1) - \hat{X}_I(k+1|k+1)] \times \\ &+ [\hat{X}_j(k+1|k+1) - \hat{X}_I(k+1|k+1)]^T. \end{aligned} \quad (28)$$

IMM-IKF的位置估计结果为

$$\begin{aligned} [\hat{x}(k+1), \hat{y}(k+1)] &= \Phi \cdot \hat{X}_I(k+1|k+1), \\ \Phi &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (29)$$

2 仿真实验及结果分析

下面通过仿真实验验证本文算法的有效性. 仿真环境如下: 在 $100\text{ m} \sim 100\text{ m}$ 的正方形区域内随机部署 7 个信标节点, 2 个障碍物和 1 个未知节点, 未知节点在该区域内匀速移动, 运动速度为 1 m/s , 节点的最大通信半径为 150 m , 两种状态的马尔可夫转换概率定义为

$$\Psi = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}. \quad (30)$$

将本文提出的 IMM-IKF 算法与最大似然概率 (ML) 算法、残差加权 (Rwgh) 算法和交互式多模型-卡尔曼滤波 (IMM-KF) 算法的性能进行比较. 所有算法的实验仿真结果均是在相同环境参数下通过 2000 次 Monte Carlo 实验获得的, 使用均方根误差对所有算法进行评估

$$\text{RMES} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (x(k) - \hat{x}(k))^2 + (y(k) - \hat{y}(k))^2}. \quad (31)$$

其中: $[x(k), y(k)]$ 和 $[\hat{x}(k), \hat{y}(k)]$ 分别为未知节点在 k 时刻的真实位置和估计位置.

信标节点和障碍物的部署情况以及未知节点的运动轨迹如图 2 所示.

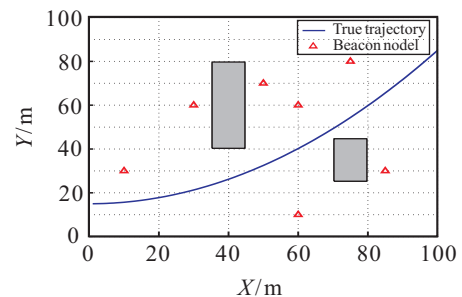


图 2 仿真实验配置

所有信标节点的测量环境如图3所示. 由图3可知, 信标节点和未知节点之间的环境状态随时间的变化而变化, 在视距状态和非视距状态之间切换.

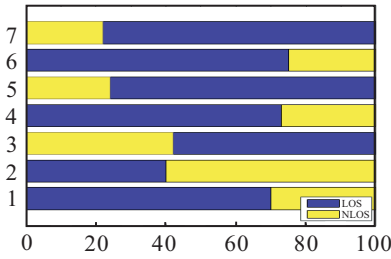


图3 信标节点的传播状态

下面的仿真实验将分别比较当非视距误差服从高斯分布、均匀分布和指数分布时4种算法的性能.

1) 非视距误差服从高斯分布, $b \sim N(\mu_N, \sigma_N^2)$.

图4展示了NLOS误差均值 μ_N 与RMSE的关系. 本次仿真实验中, 测量噪声服从高斯分布 $\varepsilon \sim N(0, 1)$, 非视距误差的方差为 $\sigma_N^2 = 3$. 由图4可知, 随着 μ_N 的增大, 所有算法的RMSE值都随之增大, 本文提出的IMM-IKF算法明显优于其他算法, 具有最高的定位精度.

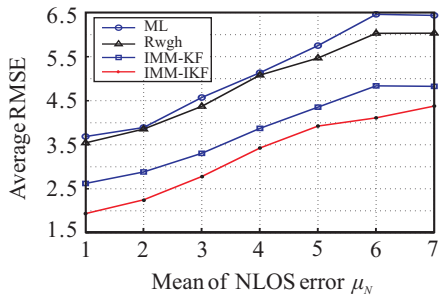


图4 NLOS误差 μ_N 的均值与RMSE的关系

图5展示了当NLOS误差均值 $\mu_N = 2$, 测量噪声服从高斯分布 $\varepsilon \sim N(0, 1)$ 时, 非视距误差方差对RMSE的影响. 由图5可知: 随着 σ_N^2 的增大, 所有算法的RMSE值都随之增大; 当 $\sigma_N^2 \leq 3$ 时, ML算法优于Rwgh算法; 但是当 $\sigma_N^2 > 3$ 时, Rwgh算法则优于ML算法. IMM-IKF算法的定位性能要优于其他3种算法, 具有最好的定位效果.

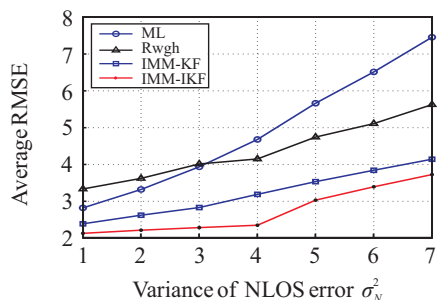


图5 NLOS误差方差 σ_N^2 与RMSE的关系

2) 非视距误差服从指数分布, $b \sim E(u, 1)$.

图6和图7展示了当非视距误差服从指数分布, 即 $b \sim E(u, 1)$ 时4种算法的仿真结果比较. 测量噪声服从高斯分布 $\varepsilon \sim N(0, 1)$, 非视距误差的参数 μ 与RMSE的关系如图6所示. 随着参数 μ 的不断增大, 4种算法的RMSE值均不断减小, ML算法的定位性能最差, IMM-KF算法的定位效果优于ML算法和Rwgh算法, 本文提出的IMM-IKF算法定位精度则优于其他3种算法.

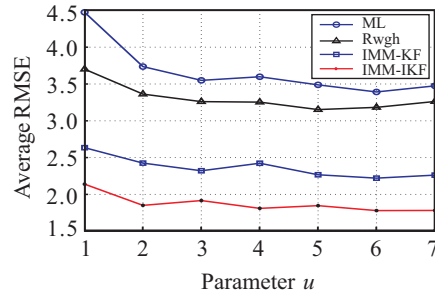


图6 参数 μ 与RMSE的关系

当非视距误差 $b \sim E(2, 1)$ 时, 测量噪声标准差与RMSE之间的关系如图7所示. ML算法和Rwgh算法的定位效果最差, 受测量噪声标准差的影响较大; 与ML算法和Rwgh算法相比, IMM-KF算法定位精度明显提升; 与其他3种算法相比, 本文提出的IMM-IKF对测量噪声具有一定的鲁棒性, 算法具有最高的定位精度.

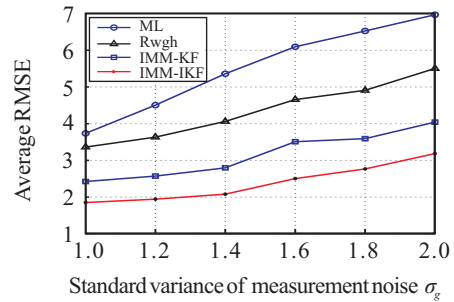


图7 测量噪声的标准差与RMSE的关系

3) 非视距误差服从均匀分布, $b_i \sim U(2, U_{\max})$.

下面讨论当非视距误差服从均匀分布, 即 $b_i \sim U(2, U_{\max})$ 时, 4种算法的性能. 图8展示了最大偏差系数 U_{\max} 与RMSE之间的关系. 由图8可知, 随着 U_{\max} 的增加, 4种算法的RMSE值也随之增加, 本文提出的IMM-IKF算法定位精度明显优于其他3种算法.

图9展示了测量噪声标准差与RMSE之间的关系, ML算法和Rwgh算法受测量噪声标准差的影响较大, IMM-KF算法和本文提出的IMM-IKF算法对测量噪声标准差不敏感, IMM-IKF算法始终保持最好的定位效果.

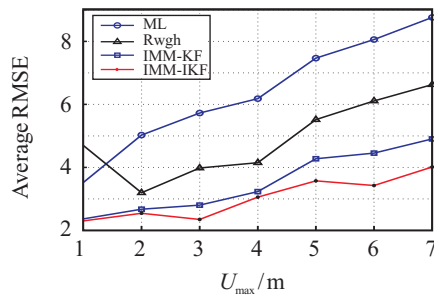
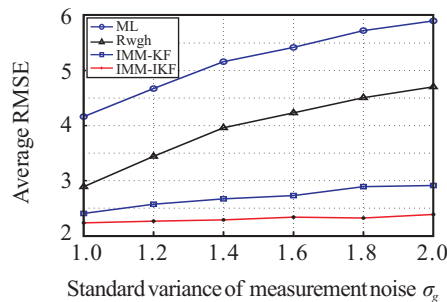
图8 U_{max} 与RMSE的关系

图9 测量噪声的标准差与RMSE的关系

3 结论

本文提出了一种基于IMM-IKF的非视距节点定位方法. 算法在IMM框架下估计移动节点位置, 采用两个平行的改进卡尔曼滤波算法对多个移动节点候选位置滤波处理, 通过Markov链实现视距非视距的转换, 根据似然概率对两个滤波结果进行加权融合, 从而获得移动目标位置. 仿真实验结果表明, 该算法可以有效抑制非视距误差, 实现精确定位.

参考文献(References)

- [1] Hu N, Wu C D, Liu P D, et al. Vote selection mechanisms and probabilistic data association-based mobile node localization algorithm in mixed LOS/NLOS environments[J]. Telecommunication Systems, 2016, 62(4): 641-655.
- [2] 刘韵婷, 张嗣瀛, 井元伟. 基于粒子群优化的无线传感器网络非视距节点定位算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(6): 1106-1110.
(Liu Y T, Zhang S Y, Jing Y W. Non-line of sight node localization algorithm based on particle swarm optimization for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2015, 30(6): 1106-1110.)
- [3] Liang Q, Zhang B, Zhao C. TDoA for passive localization: Underwater versus terrestrial environment[J]. IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(10): 2100-2108.
- [4] Cheng L, Wang Y, Wu H, et al. Non-parametric location estimation in rough wireless environments for wireless sensor network[J]. Sensors and Actuators, 2015, 224: 57-64.
- [5] Cong L, Zhuang W. Non-line-of-sight error mitigation in mobile location[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2005, 4(2): 560-573.
- [6] Riba J, Urruela A. A non-line-of-sight mitigation technique based on ML-detection[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Acoustics, Speech, Signal Processing. Montreal, 2004: 153-156.
- [7] Cheng L, Wu C D, Zhang Y Z, et al. An indoor localization strategy for mini-UAV in presence of obstacles[J]. Int J of Advanced Robotic Systems, 2012, 9: 1-8.
- [8] Xiao Z, Wen H, Markham A, et al. Non-line-of-sight identification and mitigation using received signal strength[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2015, 14(3): 1689-1702.
- [9] Kong Y, Kwon Y, Park G. Robust localization over obstructed interferences for inbuilding wireless applications[J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2009, 55(1): 499-518.
- [10] Chen P C. A non-line of sight error mitigation algorithm in location estimation[C]. Proc of the Wireless Communication and Networking Conf. New Orleans, 1999: 316-320.
- [11] Yu X S, Wu C D, Cheng L. Indoor localization algorithm for TDOA measurement in NLOS environments[J]. IEICE Trans on Fundamentals of Electronics Communications and Computer Sciences, 2014, E97A(5): 1149-1152.
- [12] Cui W, Wu C D, Meng W, et al. Dynamic multidimensional scaling algorithm for 3-D mobile localization[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(12): 2853-2865.
- [13] Liao J F, Chen B S. Robust mobile location estimator with NLOS mitigation using interacting multiple model algorithm[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2006, 5(11): 3002-3006.
- [14] Chen B S, Yang C Y, Liao K F. Mobile location estimator in a rough wireless environment using extended Kalman-based IMM and data fusion[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2009, 58(3): 1157-1169.
- [15] 张云洲, 付文艳, 项姝, 等. 室内环境下基于IMM-EKF算法的移动目标定位[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(11): 2408-2415.
(Zhang Y Z, Fu W Y, Xiang S, et al. IMM-EKF algorithm-based indoor moving target localization[J]. J of Computer Research and Development, 2014, 51(11): 2408-2415.)
- [16] Ru J Y, Wu C D, Jia Z X, et al. An indoor mobile location estimator in mixed line of sight/non-line of sight environments using replacement modified hidden Markov models and an interacting multiple model[J]. Sensors, 2015, 15(6): 14298-14327.
- [17] Shi X F, Mao G Q, Yang Z Y, et al. Localization algorithm design and performance analysis in probabilistic LOS/NLOS environment[C]. IEEE Int Conf on Communication. Kuala Lumpur, 2016: 1-6.

(责任编辑: 李君玲)