

基于非视距鉴别的室内移动节点跟踪算法

张宴龙, 陈卫东, 陈 畅

(中国科学院电磁空间信息重点实验室, 中国科学技术大学, 安徽合肥 230027)

摘要: NLOS 环境是影响室内移动节点跟踪的关键因素之一. 为了降低 NLOS 环境对室内移动节点跟踪的影响, 提出一种自适应跟踪滤波算法. 该算法首先基于典型室内环境非视距偏置误差的时间变化特性分析, 建立修正偏置扩展卡尔曼滤波来估计距离量测中的非视距误差; 然后根据估计结果对 LOS/NLOS 环境进行鉴别; 最后联合 NLOS 鉴别算法和修正偏置扩展卡尔曼滤波建立自适应跟踪滤波算法. 数值仿真结果表明, 该算法在室内环境具有较好的跟踪精度和较强的自适应性.

关键词: 室内定位; 非视距误差估计; NLOS 鉴别; 自适应跟踪滤波

中图分类号: TN958.97 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2014.10.005

引用格式: Zhang Yanlong, Chen Weidong, Chen Chang. Mobile location tracking based on NLOS identification in indoor environments[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2014, 44(10): 828-834.

张宴龙, 陈卫东, 陈畅. 基于非视距鉴别的室内移动节点跟踪算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2014, 44(10): 828-834.

Mobile location tracking based on NLOS identification in indoor environments

ZHANG Yanlong, CHEN Weidong, CHEN Chang

(Key Laboratory of Electromagnetic Space Information of CAS, USTC, Hefei 230027, China)

Abstract: NLOS propagation is one of the key factors that affect tracking accuracy in indoor environments. An adaptive tracking algorithm was proposed to mitigate the NLOS error for indoor mobile localization. The correlation between adjacent NLOS errors in time was analyzed and exploited. A modified extended Kalman filter (MEKF) was presented which includes the NLOS error as part of the state variables. NLOS identification was achieved based on the state estimation of MEKF. MEKF and NLOS identification were combined to implement the adaptive tracking algorithm. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm has better tracking accuracy and adaptability in indoor environments.

Key words: indoor localization; NLOS error estimation; NLOS identification; Adaptive tracking

收稿日期: 2014-03-10; 修回日期: 2014-05-17

基金项目: 中国高技术研究发展(863)计划(2009AA011204)资助.

作者简介: 张宴龙, 男, 1988年生, 博士生. 研究方向: 超宽带测距定位. E-mail: zhyl007@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 陈卫东, 博士/教授. E-mail: wdchen@ustc.edu.cn

0 引言

精确的室内定位和跟踪在公共安全以及其他商业和军事领域发挥着越来越重要的作用,相关技术的研究已经引起学术界和工业界的广泛兴趣^[1]. 由于室内环境复杂多变,精确的室内节点位置估计是非常具有挑战性的工作. 基于通信测距的节点定位是目前研究较多的室内定位方案之一. 室内环境下的距离量测受到多种误差的影响,包括测距双方的时间同步误差、量测噪声误差和电磁波视距(LOS)传播受阻导致的非视距(NLOS)偏置误差,其中影响最大的是非视距偏置误差^[2]. 忽略非视距误差将严重降低定位系统在室内的位置估计精度,因此需要采取措施消除或者降低非视距误差的影响.

为了降低非视距误差的影响,国内外进行了一系列研究,并提出了多种解决方案. 在非视距定位方面,一种方案是对 NLOS 误差进行估计,然后从量测中消除,如基于圆盘/圆环散射模型的似然估计^[3]和基于量测历史数据拟合的真实量测重构^[4];另外一种方案是利用非视距误差的正偏置性,提出代价函数,然后寻找使代价函数最小的解^[5-6]. 由于直接定位只利用单一时刻的量测值,其定位精度难以达到满意的程度. 贝叶斯跟踪滤波为降低非视距误差提供了一种有效的解决方案,它通过联合多个时刻的量测信息,提高定位精度. 文献[7]利用粒子滤波递推求解节点位置,该类方法需要知道非视距误差的先验分布,因此难以应用于缺乏环境先验信息的场合. 文献[8]把非视距误差作为状态向量的一部分引入到扩展卡尔曼滤波中,却没有利用 NLOS 误差的非负性. 另外,目前针对 NLOS 问题的跟踪算法并没有考虑到视距和非视距共存的情况,这将影响节点在室内环境中的精确定位.

为了解决室内环境下移动节点的精确位置估计问题,本文提出了一种自适应跟踪滤波算法. 该方法基于室内环境非视距误差的时间变化特性分析,将非视距误差作为状态向量的一部分引入到修正偏置扩展卡尔曼滤波中,并把滤波估计结果作为非视距环境的鉴别依据,自适应选择输出扩展卡尔曼滤波结果或者修正偏置扩展卡尔曼滤波结果,最终实现移动节点的连续位置估计. 数值仿真表明,本文提出的算法在视距环境和非视距环境下都能取得较好的跟踪精度.

1 问题的提出

1.1 场景描述

为了便于表述,首先对本文研究的场景进行简单描述. 假设有四个基站放置于四个同样的房间,一个移动节点在走廊上运动. 移动节点利用自身与基站之间的通信实现连续定位,假设移动节点从走廊的最左边运动到走廊的最右边. 图 1 给出了移动节点与四个基站的场景示意图,建立坐标系如图 1 所示. 基站 $i(i=1,2,3,4)$ 的坐标为 $[x_i, y_i]^T$, 移动节点的坐标为 $[x, y]^T$.

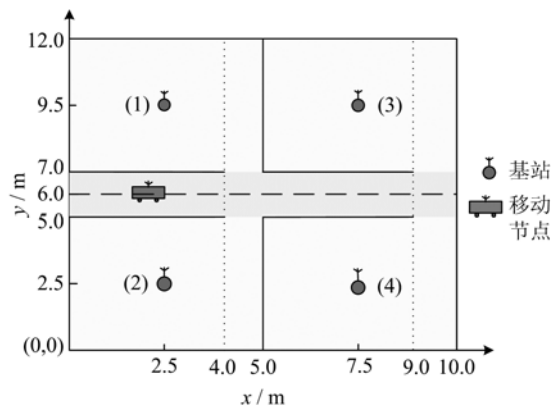


图 1 室内移动节点定位场景示意图

Fig. 1 Mobile location tracking in indoor environment

1.2 移动节点与基站之间 NLOS 误差特性分析

移动节点在运动过程中与基站的相对位置在变化,电磁波信号受到墙体的遮蔽情况也相应地发生变化. 不失一般性,假设基站 1、3 和基站 2、4 关于移动节点的运动轨迹对称,如此只需要分析移动节点与基站 1、3 的遮蔽情况即可. 假设图 1 中墙体为标准墙,厚度为 d_{wall} ,相对介电常数为 ϵ_r . 以基站 1 为例详细分析它与移动节点之间遮蔽误差的变化情况. 移动节点在从走廊最左边运动到走廊最右边的过程中,墙体遮蔽情况可以分为三个阶段,分别是单堵墙阻挡、无墙阻挡和两堵墙阻挡. 其中无墙阻挡为视距情况,因此只需要分析第一阶段和第三阶段即可.

移动节点在运动第一阶段受到墙体的遮蔽情况如图 2 所示. 遮蔽误差包括两个因素,第一个因素是电磁波在传播过程中遇到墙体发生折射,导致实际传播路径比移动节点到基站的直线路径长;第二个因素是电磁波在墙体中的传播速度较慢,相比空气中传播相同距离需要更长的时间,当乘以空气中

光速时就等效地引入了遮蔽误差. 图 2 中, 电磁波从移动节点传播到基站 1 所经历时间为:

$$\tau_1 = l_1/c + l_2/v_c + l_3/c \quad (1)$$

式中, c 为电磁波在空气中传播速度, $v_c = c/\sqrt{\epsilon_r}$ 是电磁波在墙体中的传播速度. 传播时间乘以空气中光速可得计算量测值, 减去移动节点到基站 1 的直线距离可得偏置误差为:

$$b_1^1 = c\tau_1 - d = c(l_1/c + l_2/v_c + l_3/c) - d = l_1 + l_2 \sqrt{\epsilon_r} + l_3 - d \quad (2)$$

式中, d 表示移动节点到基站的直线距离. 根据折射定理可知, l_1 、 l_2 和 l_3 满足的关系为:

$$\left. \begin{aligned} l_2 \cos(\varphi_2) &= d_{\text{wall}} \\ \sqrt{\epsilon_r} &= \frac{\sin(\varphi_1)}{\sin(\varphi_2)} = \frac{\sin(\varphi_3)}{\sin(\varphi_2)} \\ l_1 \sin(\varphi_1) + l_2 \sin(\varphi_2) + l_3 \sin(\varphi_3) &= |x_1 - x| \\ l_1 \cos(\varphi_1) + l_2 \cos(\varphi_2) + l_3 \cos(\varphi_3) &= |y_1 - y| \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

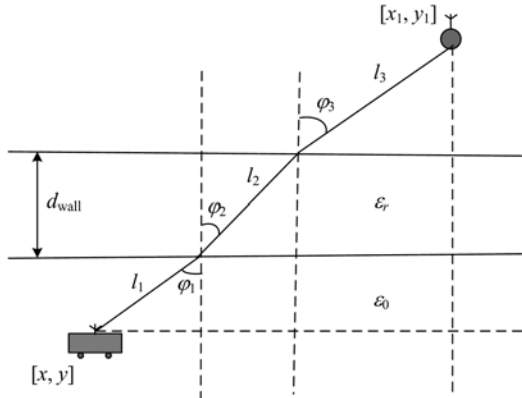


图 2 单堵墙阻挡电磁波传播示意图

Fig. 2 Signal propagation through one wall

式中, φ_1 、 φ_2 和 φ_3 的含义如图 2 所示. 根据式(3), 利用数值逼近法^[9]可以求得 l_1 、 l_2 和 l_3 的值, 进一步可求得偏置误差 b_1^1 的值. 移动节点在运动到第三阶段时受到墙体的遮蔽情况如图 3 所示, 电磁波从移动节点传播到基站 1 所经历时间为:

$$\tau_3 = l_1/c + l_2/v_c + l_3/c + l_4/v_c + l_5/c \quad (4)$$

对应偏置误差为

$$b_1^3 = c\tau_3 - d = c(l_1/c + l_2/v_c + l_3/c + l_4/v_c + l_5/c) - d = l_1 + l_2 \sqrt{\epsilon_r} + l_3 + l_4 \sqrt{\epsilon_r} + l_5 - d \quad (5)$$

根据折射定理可知 l_1 、 l_2 、 l_3 、 l_4 和 l_5 满足的关系为:

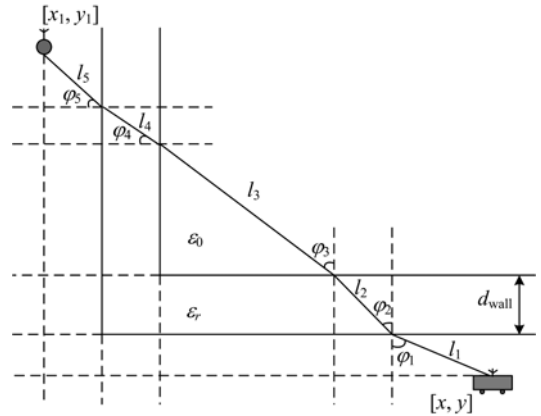


图 3 双堵墙阻挡电磁波传播示意图

Fig. 3 Signal propagation through two walls

$$\left. \begin{aligned} l_4 \cos(\varphi_4) &= d_{\text{wall}}, l_2 \cos(\varphi_2) = d_{\text{wall}} \\ \sqrt{\epsilon_r} &= \frac{\sin(\varphi_1)}{\sin(\varphi_2)} = \frac{\sin(\varphi_3)}{\sin(\varphi_2)} = \\ &= \frac{\sin(\frac{\pi}{2} - \varphi_3)}{\sin(\varphi_4)} = \frac{\sin(\varphi_5)}{\sin(\varphi_1)} \\ l_1 \sin(\varphi_1) + l_2 \sin(\varphi_2) + l_3 \sin(\varphi_3) + \\ &+ l_4 \cos(\varphi_4) + l_5 \cos(\varphi_5) = |x - x_1| \\ l_1 \cos(\varphi_1) + l_2 \cos(\varphi_2) + l_3 \cos(\varphi_3) + \\ &+ l_4 \sin(\varphi_4) + l_5 \sin(\varphi_5) = |y - y_1| \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式(6)中, φ_1 、 φ_2 、 φ_3 、 φ_4 和 φ_5 的含义如图 3 所示. 根据式(6), 利用数值逼近法^[9]可以求得 l_1 、 l_2 、 l_3 、 l_4 和 l_5 的值, 进一步可求得对应偏置误差 b_1^3 的值.

1.3 偏置误差仿真分析

为了分析偏置误差随移动节点运动的变化特性, 我们以图 1 所示的场景为例进行仿真. 假设四个基站的坐标分别为 $\mathbf{x}_1 = [2.5, 9.5]^T$; $\mathbf{x}_2 = [2.5, 2.5]^T$; $\mathbf{x}_3 = [7.5, 9.5]^T$; $\mathbf{x}_4 = [7.5, 2.5]^T$, 墙体厚度为 $d_{\text{wall}} = 0.3$ m, 墙体相对介电常数为 $\epsilon_r = 6.0$. 移动节点从起始点 $[0.0, 6.0]^T$ 沿 x 轴方向运动到终点 $[10.0, 6.0]^T$, 运动速度矢量为 $\mathbf{v} = [v_x, v_y]^T = [0.5, 0]^T$, 单位为 m/s. 系统采样周期为 $T = 0.25$ s.

根据式(2)和(5), 利用数值逼近法可以求得偏置误差随移动节点运动的变化情况, 如图 4 所示, 其中“BS₁”、“BS₂”、“BS₃”、“BS₄”分别表示基站 1、基站 2、基站 3 和基站 4 到移动节点的偏置误差. 从图 4 可以看出, 在移动节点运动的每个阶段, 偏置误差的变化相比于其本身的数值较小; 不同阶段过渡的时刻偏置误差变化比较剧烈. 在节点运动的同一阶段,

偏置误差的变化非常平缓,这将为跟踪滤波中偏置误差的估计提供帮助。

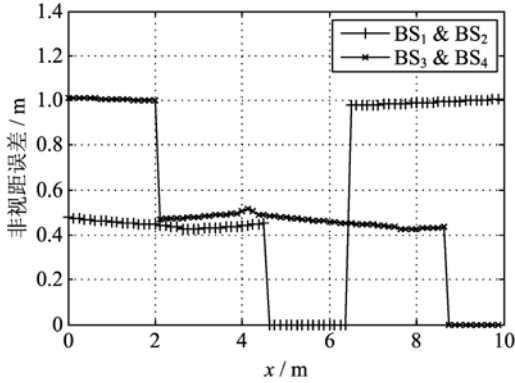


图 4 非视距偏置误差变化图

Fig. 4 Fluctuation of the NLOS bias error

2 基于非视距鉴别的跟踪滤波算法

贝叶斯跟踪滤波算法可以应用于移动节点位置估计,相比直接定位能够获得更好的估计精度.假设移动节点的运动模型为:

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{w}_x(k) \quad (7)$$

式中, $\mathbf{X}(k) = [x(k) \quad v_x(k) \quad y(k) \quad v_y(k)]^T$ 是移动节点的状态向量, $\mathbf{w}_x(k)$ 是系统动态噪声矢量,假设为零均值高斯白噪声,其协方差矩阵为:

$$\mathbf{Q}_x = \sigma_x^2 \text{diag}([0 \quad 1 \quad 0 \quad 1]),$$

系统状态转移矩阵为:

$$\mathbf{D}(k) = \left. \begin{matrix} (\hat{x}^-(k) - x_1)/\hat{d}_1(k) & 0 & (\hat{y}^-(k) - y_1)/\hat{d}_1(k) & 0 \\ (\hat{x}^-(k) - x_2)/\hat{d}_2(k) & 0 & (\hat{y}^-(k) - y_2)/\hat{d}_2(k) & 0 \\ (\hat{x}^-(k) - x_3)/\hat{d}_3(k) & 0 & (\hat{y}^-(k) - y_3)/\hat{d}_3(k) & 0 \\ (\hat{x}^-(k) - x_4)/\hat{d}_4(k) & 0 & (\hat{y}^-(k) - y_4)/\hat{d}_4(k) & 0 \end{matrix} \right\} \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}^-(k) = [\hat{x}^-(k), \hat{y}^-(k)]^T, \hat{d}_i(k) = \|\hat{\mathbf{x}}^-(k) - \mathbf{x}_i\| \quad (i = 1, 2, 3, 4)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}^-(k)$ 表示 k 时刻的预测位置矢量,则扩展卡尔曼滤波的迭代过程如下:

$$\left. \begin{matrix} \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}(k-1|k-1) \\ \mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_x \\ \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{D}^T(k)[\mathbf{D}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{D}^T(k) + \mathbf{R}]^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}(k|k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{Z}(k) - \mathbf{d}(\hat{\mathbf{X}}(k|k-1))] \\ \mathbf{P}(k|k) = \mathbf{P}(k|k-1) - \mathbf{K}(k)\mathbf{D}(k)\mathbf{P}(k|k-1) \end{matrix} \right\} \quad (11)$$

2.2 修正偏置扩展卡尔曼滤波

上述扩展卡尔曼滤波并没有考虑到偏置误差的

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, T 为采样周期,系统量测模型为:

$$\left. \begin{matrix} \mathbf{Z}(k) = \mathbf{d}(k) + \mathbf{b}(k) + \mathbf{n}(k) \\ \mathbf{Z}(k) = [z_1(k) \quad z_2(k) \quad z_3(k) \quad z_4(k)]^T \\ \mathbf{b}(k) = [b_1(k) \quad b_2(k) \quad b_3(k) \quad b_4(k)]^T \\ \mathbf{d}(k) = [d_1(k) \quad d_2(k) \quad d_3(k) \quad d_4(k)]^T \\ \mathbf{n}(k) = [n_1(k) \quad n_2(k) \quad n_3(k) \quad n_4(k)]^T \end{matrix} \right\} \quad (9)$$

式中, $z_i(k)$ 表示第 i 个基站在 k 时刻的量测值, $b_i(k)$ 表示 k 时刻信号从移动节点传播到基站 i 受到的遮蔽误差, $d_i(k)$ 表示 k 时刻基站 i 到移动节点的直线距离, $n_i(k)$ 表示 k 时刻第 i 个基站的量测噪声,通常假设符合零均值高斯分布,不同基站的量测噪声是独立同分布的^[8].如果噪声标准差为 σ_r ,则量测噪声矢量 $\mathbf{n}(k)$ 的协方差矩阵为:

$$\mathbf{R} = \text{diag}(\sigma_r^2, [1 \quad 1 \quad 1 \quad 1]).$$

2.1 扩展卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是最佳线性递推滤波器,扩展卡尔曼滤波器是将预测和状态估计线性化后把线性化的结果应用于卡尔曼滤波,它是通过线性化而达到渐近最优的特殊状态估计器.本文中状态转移方程是线性的,而量测方程是非线性的,因此需要采用扩展卡尔曼滤波,量测方程的雅可比矩阵为:

影响,因此该算法在非视距环境下的滤波效果较差.在室内环境,非视距偏置误差是经常出现的,因此需

要采取措施降低偏置误差带来的负面影响. 根据前面的典型室内环境偏置误差仿真分析可知, 对应每个基站的非视距偏置误差在相邻时刻的变化非常平缓. 可以对偏置误差建立更新模型, 并将模型应用到扩展卡尔曼滤波中, 实现偏置误差的递推估计. 考虑到偏置误差在相邻时刻的变化量较小, 其系统模型可建立为:

$$\mathbf{b}(k) = \mathbf{B}\mathbf{b}(k-1) + \mathbf{w}_b(k) \quad (12)$$

式中, $\mathbf{w}_b(k)$ 为系统动态噪声矢量, 其协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_b = \sigma_b^2 \text{diag}([1 \ 1 \ 1 \ 1])$, 状态转移矩阵为:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

将偏置误差模型引入到扩展卡尔曼滤波模型中, 对节点状态向量和偏置误差矢量进行联合估计, 新状态向量为 $\mathbf{S}(k) = [\mathbf{b}^T(k) \ \mathbf{x}^T(k)]^T$, 状态方程为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{S}(k) &= \mathbf{\Phi}\mathbf{S}(k-1) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{\Phi} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{B} \end{bmatrix} \\ \mathbf{w}(k) &= [\mathbf{w}_x^T(k) \ \mathbf{w}_b^T(k)]^T \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

动态噪声 $\mathbf{w}(k)$ 的协方差矩阵为:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_b \end{bmatrix} \quad (15)$$

观测方程可写为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Z}(k) &= \mathbf{h}(\mathbf{S}(k)) + \mathbf{n}(k) \\ \mathbf{h}(\mathbf{S}(k)) &= \mathbf{d}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{b}(k) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

观测方程雅可比矩阵为:

$$\mathbf{H}(k) = \left. \frac{\partial \mathbf{Z}(k)}{\partial \mathbf{S}(k)} \right|_{\mathbf{S}(k) = \hat{\mathbf{S}}(k|k-1)} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}(k) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (17)$$

引入偏置误差模型后, 有偏扩展卡尔曼滤波迭代过程如下:

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{S}}(k|k-1) &= \mathbf{\Phi}\hat{\mathbf{S}}(k-1|k-1) \\ \mathbf{P}(k|k-1) &= \mathbf{\Phi}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{\Phi}^T + \mathbf{Q} \\ \mathbf{K}(k) &= \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) \cdot \\ &\quad [\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}]^{-1} \\ \hat{\mathbf{S}}(k|k) &= \hat{\mathbf{S}}(k|k-1) + \\ &\quad \mathbf{K}(k)[\mathbf{Z}(k) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{S}}(k|k-1))] \\ \mathbf{P}(k|k) &= \mathbf{P}(k|k-1) - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1) \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

非视距偏置误差总是非负的, 故偏置扩展卡尔

曼估计的偏置误差结果可能是负值, 因此需要对滤波结果进行修正, 修正步骤如下:

$$\text{如果 } \hat{b}_i(k) < 0 \Rightarrow \begin{cases} \hat{b}_i(k) = 0, \\ \mathbf{P}_{k|k}(i, :) = \mathbf{0}, \\ \mathbf{P}_{k|k}(:, i) = \mathbf{0}, \\ P_{k|k}(i, i) = \text{Var}(b_i(0)) \end{cases} \quad (19)$$

式中, $\text{Var}(b_i(0))$ 是 b_i 的初始估计方差, 上述修正步骤在每一滤波周期完成之后进行.

2.3 基于非视距鉴别的自适应跟踪滤波

修正偏置扩展卡尔曼滤波在非视距环境中效果较好, 能有效抑制偏置误差对滤波结果的负面影响; 然而, 移动节点也会经常遇到在视距环境中工作的情况. 在视距环境修正偏置扩展卡尔曼滤波相比扩展卡尔曼滤波的效果较差, 因此需要对视距/非视距环境进行鉴别. 当判断是视距环境时, 使用扩展卡尔曼滤波结果; 当判断是非视距环境时, 使用修正偏置扩展卡尔曼滤波结果.

修正偏置卡尔曼滤波结果里面包含偏置误差的估计信息, 这将为视距/非视距环境的鉴别提供帮助. 本文给出的鉴别方法是基于偏置误差的估计结果, 如果估计出来的偏置误差 \hat{b}_i 全部大于零, 则可以认为该时刻移动节点处于非视距状态, 否则认为该时刻移动节点处于视距状态.

根据上述非视距鉴别方法, 本文提出了自适应跟踪滤波方案, 如图 5 所示. 量测结果将同时应用于扩展卡尔曼滤波和修正偏置扩展卡尔曼滤波. 扩展卡尔曼滤波的输出为节点状态向量估计, 而修正偏置扩展卡尔曼滤波的输出结果为节点状态向量估计和偏置误差估计. 根据修正偏置扩展卡尔曼滤波的偏置误差估计结果, 可以判定移动节点是否处于非视距状态. 如果节点处于非视距状态, 修正偏置扩展卡尔曼滤波的状态向量估计将作为最终的状态向量输出; 如果节点处于视距状态, 扩展卡尔曼滤波的状态向量估计将作为最终的状态向量输出. 状态向量输出将分别反馈到扩展卡尔曼滤波器和修正偏置扩展卡尔曼滤波器进行下一周期迭代, 而偏置误差的估计将直接进入修正偏置扩展卡尔曼滤波进行下一周期迭代.

自适应跟踪滤波需要同时运行修正偏置扩展卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波, 因此其计算时间超过两种跟踪滤波器运行时间之和, 自适应跟踪算法的

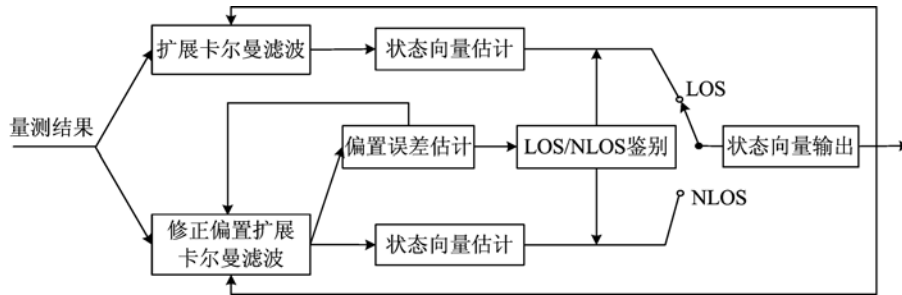


图 5 基于视距/非视距鉴别的自适应跟踪滤波

Fig. 5 Adaptive tracking algorithm based on LOS/NLOS identification

自适应性是以更高的计算时间为代价的。

3 自适应跟踪滤波算法仿真结果

为了检测本文提出的自适应跟踪滤波算法性能,我们以图 1 所示的场景为例进行仿真,偏置误差采用图 4 中取值, $\sigma_x=0.001\text{ m}$, $\sigma_b=0.01\text{ m}$. 本文分析了四种位置估计算法在不同噪声标准差下的跟踪性能. 其中,“LLoP”表示直接使用量测结果进行定位^[10],“EKF”表示扩展卡尔曼滤波,“EKF-BC”表示修正偏置扩展卡尔曼滤波,“EKF-BC-M”表示基于非视距鉴别的自适应跟踪滤波. 量测噪声 $n_i(k)$ 为独立同分布的高斯噪声,其噪声标准差 σ_r 相对非视距误差的大小对于算法的性能有较大的影响,因此下面分析四种算法在不同噪声标准差下的性能. 性能评价准则为均方根误差(RMSE).

$$RMSE = \sqrt{e_x^2 + e_y^2} \quad (20)$$

式中, e_x 和 e_y 分别是 x 方向和 y 方向定位估计误差. 图 6 和图 7 分别给出了四种位置估计算法在视距环境和非视距环境下的性能比较. 由图 6 和图 7 可以看出,四种位置估计算法性能随着噪声标准差的增加而恶化. 直接定位算法只利用了量测模型,没有利用相邻时刻量测信息,性能最差;三种跟踪滤波算法通过移动节点的运动模型利用了之前时刻的量测信息,因而性能有提升.

在视距环境,由图 6 可知,自适应跟踪滤波算法的性能优于修正偏置扩展卡尔曼滤波,而逊于扩展卡尔曼滤波. 这是因为在视距环境中并没有偏置误差,添加多余的状态分量将导致运动模型和量测模型的不匹配,进而降低跟踪精度. 在非视距环境中,由图 7 可知,自适应跟踪滤波算法的性能优于扩展卡尔曼滤波而逊于修正偏置扩展卡尔曼滤波,这是因为在非视距环境中忽略偏置误差也将导致运动模型和量测模型的不匹配,进而增加跟踪误差. 在非视

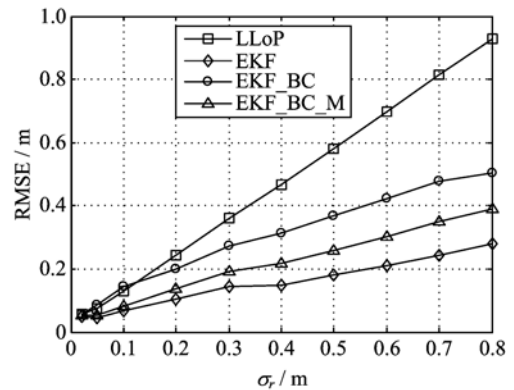


图 6 视距环境下跟踪滤波算法性能比较

Fig. 6 Performance of tracking algorithms in LOS environment

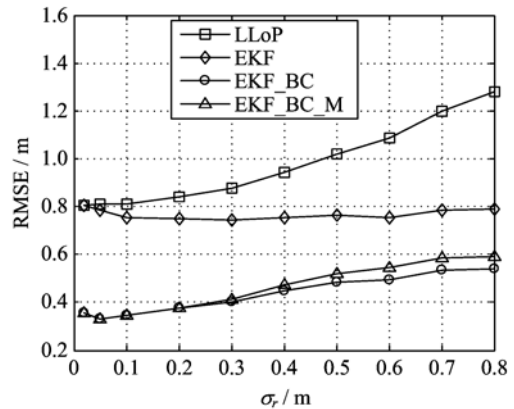


图 7 非视距环境下跟踪滤波算法性能比较

Fig. 7 Performance of tracking algorithms in NLOS environment

距环境,三种跟踪滤波算法的性能受噪声标准差变化的影响不大,尤其是扩展卡尔曼滤波. 这是因为仿真中的噪声相对于非视距偏置误差而言,其值较小,偏置误差导致的跟踪滤波误差占据了主导地位.

此外,本文分析了四种位置估计算法平均每周采样周期消耗的时间. 图 8 和图 9 分别给出了四种位置估计算法在视距环境中和非视距环境中平均每周

期计算时间比较. 由图可以看出, 自适应跟踪滤波算法由于同时运行扩展卡尔曼滤波和修正偏置扩展卡尔曼滤波, 因此需要消耗更多的时间. 自适应跟踪滤波算法的“自适应”性是以更多的时间消耗为代价的.

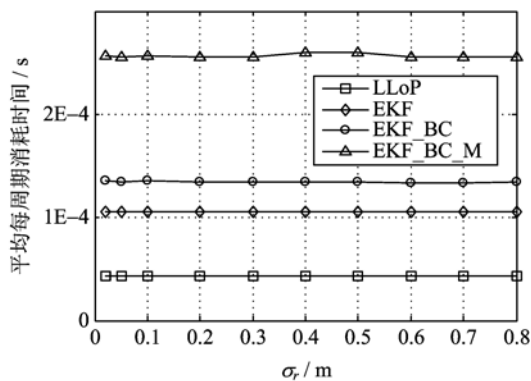


图 8 视距环境中跟踪滤波算法
平均每周期计算时间比较

Fig. 8 Mean calculate time every sampling cycle
of tracking algorithms in LOS environment

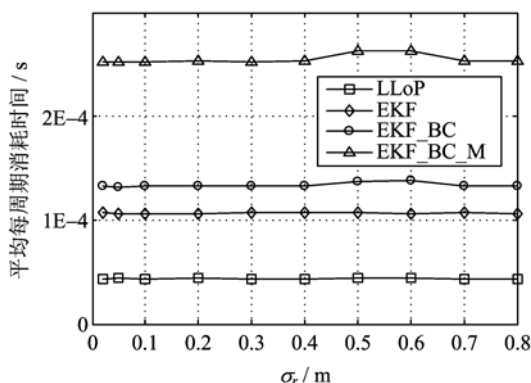


图 9 非视距环境中跟踪滤波算法
平均每周期计算时间比较

Fig. 9 Mean calculate time every sampling cycle
of tracking algorithms in NLOS environment

4 结论

针对室内环境中的移动节点跟踪问题, 本文提出了一种基于视距/非视距鉴别的自适应跟踪算法. 本文使用几何射线跟踪法分析了典型环境中非视距偏置误差的时间变化特性. 基于偏置误差时间变化特性分析, 给出了非视距误差向量状态更新模型, 并将其引入到扩展卡尔曼滤波算法中. 根据偏置误差的非负性, 对扩展卡尔曼滤波进行了修正, 给出了修正偏置扩展卡尔曼滤波. 基于修正偏置扩展卡尔曼滤波对偏置误差的估计, 本文给出了视距/非视距鉴别方法. 联合扩展卡尔曼滤波、修正偏置扩展卡尔曼

滤波和非视距鉴别方法, 本文提出了一种自适应跟踪滤波方法. 该方法能在视距环境和非视距环境中自适应选择滤波算法工作, 具有很强的实际应用价值. 仿真表明, 该自适应跟踪滤波算法在视距环境和非视距环境中都能取得较好的跟踪效果, 该算法的“自适应”性是以更多计算时间消耗为代价换来的.

参考文献 (References)

- [1] Pahlavan K, Li X R, Makela J P. Indoor geolocation science and technology [J]. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(2): 112-118.
- [2] 常戎, 吕善伟, 王鹏宇. TOA 数据处理对 NLOS 环境下定位精度的改善[J]. 电波科学学报, 2007, 22(1): 12-15.
- [3] Al-Jazzar S, Jr J C, You H R. A scattering model based approach to NLOS mitigation in TOA location systems [C]// Proceedings of 55th Vehicular Technology Conference. Birmingham, USA: IEEE Press, 2002: 861-865.
- [4] Wylie M P, Holtzman J. The non-line of sight problem in mobile location estimation[C]// Proceedings of the IEEE Universal Personal Communications. Cambridge, USA: IEEE Press, 1996: 827-831.
- [5] Wang X, Wang Z X, O'Dea B. A TOA-based location algorithm reducing the errors due to NLOS propagation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2003, 52(1): 112-116.
- [6] Venkatraman S, Caffery J, You H R. A novel TOA location algorithm using Los range estimation for NLOS environments [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2004, 53(5): 1 515-1 523.
- [7] Huerta J M, Vidal J, Giremus A, et al. Joint particle filter and UKF position tracking in severe non line of sight situations[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(5): 874-888.
- [8] Nájjar M, Vidal J. Kalman tracking for mobile location in NLOS situations[C]// Proceedings of 14th IEEE Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Beijing, China: IEEE Press, 2003: 2 203-2 207.
- [9] Wang G Y, Amin M G, Zhang Y. New approach for target locations in the presence of wall ambiguities[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 301-315.
- [10] Jr Caffery J J. A new approach to the geometry of TOA location [C]// Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference. Boston, USA: IEEE Press, 2000: 1 943-1 949.