

• 博士论文 •

文章编号: 1000—3428(2011)24—0007—03

文献标识码: A

中图分类号: TN929.5

基于神经网络的鲁棒 NLOS 误差抑制算法

王建辉, 崔维嘉, 胡捍英

(解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州 450002)

摘要: 提出一种基于 Kalman 滤波器和神经网络(NN)的非视距(NLOS)误差抑制算法。根据到达时间(TOA)测量值的特点和 NLOS 误差的统计特性, 推导出 Kalman 滤波器输出无偏估计所需满足的条件, 利用 NN 估计该条件中的环境参数, 实现 NLOS 误差抑制。仿真结果表明, 该算法在估计精度和算法鲁棒性方面均具有较好的性能。

关键词: 无线定位; 非视距误差; Kalman 滤波; 神经网络; 鲁棒性

Robust NLOS Error Mitigation Algorithm Based on Neural Network

WANG Jian-hui, CUI Wei-jia, HU Han-ying

(Institute of Information Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract In this paper, a new Non Line of Sight(NLOS) error mitigation algorithm based on Kalman filter and neural network is proposed. According to the features of Time of Arrival(TOA) measurements and the statistic characteristics of NLOS errors, the condition on which can obtain the unbiased estimation of Kalman filter is deduced. It fixes on the state transition matrix of Kalman filter with neural network in different environments. Simulation results show that the location performance of the algorithm is improved with better estimation accuracy and robustness.

Key words wireless location; Non Line of Sight(NLOS) error; Kalman filtering; Neural Network(NN); robustness

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.24.003

1 概述

现有基于 Kalman 滤波器的定位非视距(Non Line of Sight, NLOS)误差抑制算法可分为 2 类:

(1)用传统偏差 Kalman 滤波进行 NLOS 误差抑制, 如文献[1-2]是对一段时间内测量的到达时间(Time of Arrival, TOA)数据计算样本标准差, 当其大于设定的判决门限时, 认为 TOA 测量中含有 NLOS 误差。该方法的不足是滤波器输出结果不是观测数据的无偏估计, 且算法会受 NLOS 误差判决结果的影响, 在虚警和漏报的情况下, 滤波输出结果会产生跳变。

(2)基于偏差 Kalman 滤波器的改进算法, 如文献[3]是用基于可信因子的 Kalman 滤波器鉴别和抑制 NLOS 误差; 文献[4]先对新息值的符号进行判断, 然后根据判决结果对卡尔曼增益采取扩大或缩小的处理, 因为该算法中卡尔曼增益的调整系数是凭先验值设定的, 所以适用性不强; 文献[5]是基于 TOA 概率密度函数不对称度的 NLOS 误差抑制, 无论 NLOS 误差服从何种分布, 还是在没有 NLOS 误差的情况下均适用, 但该方法在概率密度估计过程中计算量较大, 算法的实时性较差; 文献[6]中的环境系数需根据经验进行取值, 在 NLOS 误差服从指数分布时性能较好, 但环境改变时的适应性较差。

本文针对 NLOS 误差的信道模型, 推导出一种抑制 NLOS 误差的无偏估计算法, 该算法对于有无 NLOS 误差的情况都适用, 所采用的模型是从实际环境出发。

2 NLOS 误差抑制算法

在视距(Line of Sight, LOS)信道环境下的 TOA 测量值, 在采样时刻 $n\Delta t$ 可表示为:

$$\tau(n) = \tau^0(n) + \varepsilon \quad (1)$$

对于 NLOS 信道环境:

$$\tau(n) = \tau^0(n) + \varepsilon + \mu_{\text{NLOS}} \quad (2)$$

其中, $\tau^0(n)$ 是移动台(MS)和基站(BS)之间电波的理论传播时延; ε 通常认为是由 TOA 测量系统引起的均值为 0、标准差为 σ_0 的高斯随机变量, 服从 $N(0, \sigma_0^2)$ 分布; μ_{NLOS} 是 NLOS 所引起的超量时延, 设其均值为 m_{NLOS} , 方差为 σ_{NLOS}^2 。

2.1 经典 Kalman 滤波器

对于 Kalman 滤波器, 有以下过程方程:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_k + \mathbf{U}_k \quad (3)$$

其中, $\mathbf{X}_k = [x_{1k}, x_{2k}]$ 为系统在采样时刻 $k\Delta t$ 的状态向量; x_{1k} 为不含 NLOS 误差的 TOA 估计值, x_{2k} 为 NLOS 误差的估计值。

$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} a & 1 \\ 1 & d \end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵; \mathbf{U}_k 为过程噪声向量, 其协方差矩阵 $\mathbf{Q} = [\sigma_u^2 \mathbf{I}]$ 。

其观测方程为:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{C}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (4)$$

其中, \mathbf{Y}_k 为观测向量; $\mathbf{C} = [1, 1]$ 为观测矩阵; \mathbf{V}_k 为观测噪声向量, 其协方差矩阵为 $\mathbf{R} = \sigma_v^2 \mathbf{I}$ 。

Kalman 滤波的递推过程:

$$\mathbf{X}_{k,k-1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1,k-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{K}_{k,k-1} = \mathbf{F}\mathbf{K}_{k-1,k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (6)$$

基金项目: 国家“863”计划基金资助项目(2009AA011504); 国家科技重大专项基金资助项目(2009ZX03003-008)

作者简介: 王建辉(1983—), 男, 博士研究生, 主研方向: 通信信号处理; 崔维嘉, 讲师; 胡捍英, 教授、博士生导师

收稿日期: 2011-03-08 **E-mail:** 13598888911@163.com

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{F}\mathbf{K}_{k,k-1}\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{K}_{k,k-1}\mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_k = \mathbf{Y}_k - \mathbf{C}\mathbf{X}_{k,k-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_{k,k,k} = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k,k-1} + \mathbf{G}_k\boldsymbol{\alpha}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{K}_{k,k,k} = \mathbf{K}_{k,k-1} - \mathbf{F}^{-1}\mathbf{G}_k\mathbf{C}\mathbf{K}_{k,k-1} \quad (10)$$

其中, \mathbf{G}_k 代表 Kalman 增益; $\mathbf{K}_{k,k-1}$ 表示预测状态误差的相关矩阵; $\boldsymbol{\alpha}_k$ 为新息过程。

2.2 基于 Kalman 滤波器的 TOA 无偏估计算法推导

对 Kalman 滤波器的过程方程求均值可得:

$$\begin{cases} (1-a)E[x_1] = E[x_2] \\ (1-d)E[x_2] = E[x_1] \end{cases} \quad (11)$$

由方程组(12)可解得 Kalman 滤波器的状态转移矩阵为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} a & 1 \\ 1 & a/(a-1) \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中:

$$a = 1 - \frac{E[x_2]}{E[x_1]} \quad (13)$$

当状态转移矩阵 \mathbf{F} 满足式(12)~式(13)时, Kalman 滤波器无偏收敛于 TOA 的真实值。

由式(2)的 NLOS 误差模型可知, TOA 的观测值为 TOA 的真实值、高斯随机噪声以及 NLOS 误差三者之和, 其中, TOA 的真实值 τ^0 为常数; 高斯随机噪声 ε 的均值为 0、方差为 σ_0^2 ; NLOS 误差的均值和方差均大于 0。由此可得 Kalman 滤波器的状态向量有如下统计关系:

$$\begin{cases} E[x_1] + E[x_2] = E[Y] \\ D[x_2] + \sigma_0^2 = D[Y] \end{cases} \quad (14)$$

当状态转移矩阵的参数 $a \neq 1$ 时, 由方程组(14)可得:

$$a = 1 - \frac{E[x_2]}{E[Y] - E[x_2]} = 1 - \frac{\lambda \cdot \sqrt{D[Y] - \sigma_0^2}}{E[Y] - \lambda \cdot \sqrt{D[Y] - \sigma_0^2}} \quad (15)$$

其中, $E[Y]$ 和 $D[Y]$ 分别为 TOA 观测值的均值和方差; σ_0^2 为高斯噪声方差, 均为已知量。

当 $a=1$ 时, Kalman 滤波器的状态向量将会根据初始值随机收敛。

这里定义 $\lambda = E[x_2]/\sqrt{D[x_2]}$ 为 NLOS 误差的环境系数, 其物理意义为 NLOS 误差的均值与其标准差的比值。这里认为 λ 的取值和 NLOS 误差与服从模型分布有关, 当 NLOS 服从指数分布时, 恒有 $\lambda=1$ 。当 NLOS 误差服从非指数分布模型时, 则认为 λ 的取值和具体的环境相关, 下文对特定 NLOS 误差模型下的环境系数 λ 进行估计。

2.3 基于反向传播神经网络的 NLOS 误差环境系数估计

对于不同的概率分布模型, 其均值和标准差之间满足不同的函数关系。设在定位所处的蜂窝网环境中, NLOS 误差 x_2 服从的概率分布为 Γ , 其均值记为 μ_2 , 标准差为 d_2 , μ_2 和 d_2 之间服从式(16)的函数关系:

$$\mu_2 = f(d_2) \quad (16)$$

由于 NLOS 误差 x_2 的标准差 d_2 可以由信号传播时延的测量样本值 \mathbf{Y}_k 估计出, 如果可以准确地拟合出函数 f , 则环境系数 λ 的估计值可以由式(17)进行估计:

$$\bar{\lambda} = \frac{f'(\bar{d}_2)}{\bar{d}_2} = f' \quad (17)$$

其中, \bar{d}_2 为 NLOS 误差标准差的样本估计值; f' 为函数 f 的拟合函数。

神经网络是由大量简单的处理单元(简称神经元)相互连接而形成的复杂网络系统, 它反映了人脑功能的许多特征, 是一个高度复杂的非线性动力学系统, 具有大规模并行、分布式处理和自组织自适应自学习能力, 特别适合处理需要同时考虑许多因素和条件的, 不精确和模糊的信息处理问题。因此, 本文使用神经网络对未知 NLOS 误差模型时的参数 λ 进行估计, 在理论上是适合的。本文使用应用最广泛的 3 层前馈型神经网络(反向传播(Back Propagation, BP)网络)对参数 λ 进行估计, 对 BP 网络的详细设计, 可参见参考文献[7]。

2.4 算法流程

本文采用基于梯度下降的 3 层网络标准 BP 算法, NLOS 误差抑制算法的整体流程如下:

(1)在目标定位区域内, 利用 GPS 测量基站和手机坐标, 计算真实的 TOA 时延 τ^0 。采集 TOA 测量值, 利用真实 TOA 时延计算出对应的 NLOS 误差样本值。

(2)将 $Y_0^1, Y_0^2, \dots, Y_0^n$ 的均值 $E[Y_0]$ 和方差 $E[D_0]$ 作为神经网络的输入, 相应的模型系数 λ_0 作为输出, 训练网络。

(3)将定位目标的 TOA 测量值的均值 $E[Y]$ 和方差 $D[Y]$ 送入训练好的网络中, 得出模型系数 λ 。

(4)根据估计出的模型系数 λ , 确定 Kalman 滤波器的状态转移矩阵 \mathbf{F} 。

(5)将定位目标的 TOA 测量值 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 作为 Kalman 滤波器的观测向量, 利用 Kalman 滤波器最终求出 TOA 的估计值。

3 算法性能分析和仿真

仿真环境设定如下: 采用 3 基站对移动台进行定位, BS 和 MS 的坐标分别为 BS1(0 m, 0 m), BS2(0 m, 1 000 m), BS3(400 m, 600 m), MS(500 m, 500 m), TOA 的采样间隔为 0.01 s。首先计算出各时刻 MS 距 BS 的真实距离, 并在此基础上添加均值为 0 标准差为 100 m 的高斯随机测量噪声, 最后添加 NLOS 误差。

仿真以 MS 和 BS1 之间的 TOA 测量值为例。由于上文已从理论上证明了 NLOS 误差服从指数分布时本文算法的有效性, 这里只仿真 NLOS 误差为非指数分布时的情况, 仿真中使用的 NLOS 误差如表 1 所示。

表 1 均匀分布的 NLOS 误差环境

仿真时间/s	均匀分布的范围/m
0~2	0~30
2~4	0~70
4~6	0~110
6~8	0~150
8~10	0~190
10~12	0~230
12~14	0~270
14~16	0~310
16~18	0~330
18~20	0~390

训练过程(对应于算法步骤(1)、步骤(2))产生 100 组服从均匀分布的 NLOS 误差, 每组数据的样本容量为 100 点, 将 TOA 测量值的均值和标准差作为神经网络的输入, 计算相应的模型系数 λ 作为输出完成训练过程, 其中, 模型系数 λ 的

估计误差如图 1 所示。测试过程(对应于算法步骤(3)、步骤(4))产生表 1 所示的 NLOS 误差样本, 将神经网络估计的模型系数 λ 代入到 Kalman 滤波器的状态转移矩阵中。处理前后 TOA 测量样本的对比如图 2、图 3 所示。

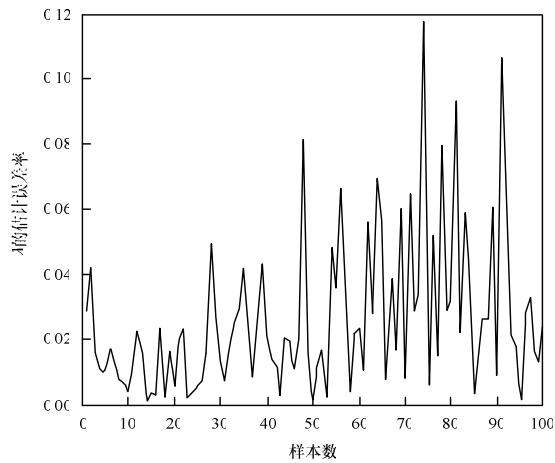


图 1 λ 的估计误差率

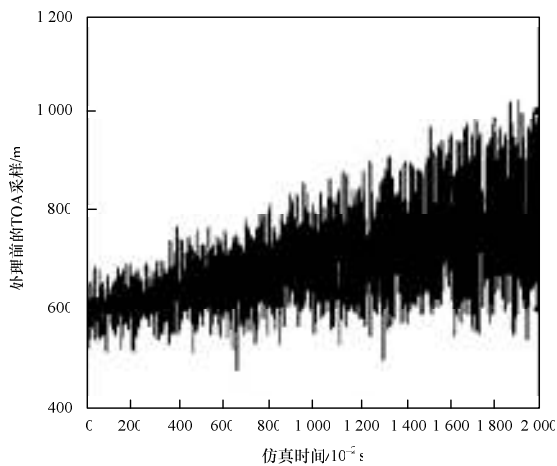


图 2 处理前的 TOA 采样

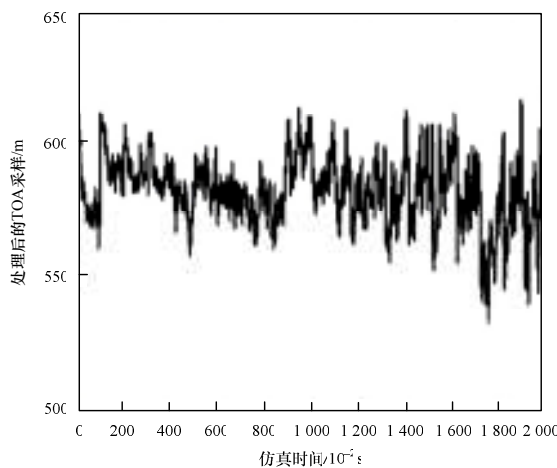


图 3 处理后的 TOA 采样

将本文提出的 NLOS 误差抑制算法运用到最小二乘定位

算法中, 进行 10 000 次蒙特卡罗定位仿真, 比较 NLOS 误差抑制前后定位性能的提高。在 NLOS 误差环境下, 如果不使用 NLOS 误差抑制算法, 仿真结果如图 4 所示, 定位误差小于 300 m 的概率仅为 0.6, 定位性能表现出严重的恶化。

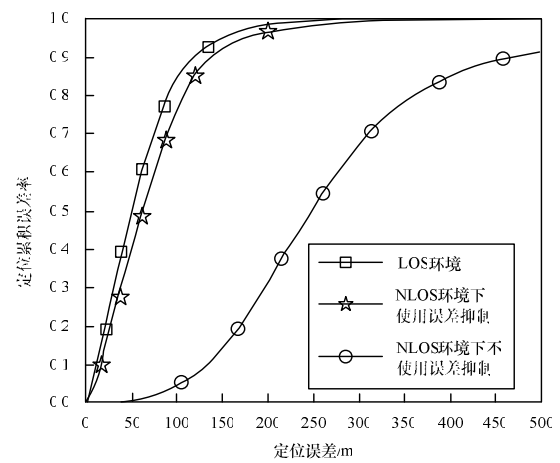


图 4 使用 NLOS 误差抑制算法前后的定位性能对比

4 结束语

本文提出一种新的基于改进 Kalman 滤波器的 NLOS 误差抑制算法。该算法无需对是否存在 NLOS 误差进行判决, 不存在虚警和漏报的情况。另外, 该算法对实际环境的要求条件较少, 鲁棒性更强, 适合在实际无线环境下的定位应用。

参考文献

- [1] Bao Longle, Ahmed K, Tsuji H. Mobile Location Estimator with NLOS Mitigation Using Kalman Filtering[C]//Proc. of Wireless Communications and Networking. [S. l.]: IEEE Press, 2003: 1969-1973.
- [2] Thomas N J, Cruickshank D G M, Laurenson D I. A Robust Location Estimator Architecture with Biased Kalman Filter of TOA Data for Wireless Systems[C]//Proc. of the 6th Intentional Symposium on Spread-spectrum Technology & Application. New Jersey, USA: IEEE Press, 2000: 296-300.
- [3] Morate U H, Riba J. NLOS Mitigation Based on a Trellis Search for Wireless Location[C]//Proc. of the 6th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. [S. l.]: IEEE Press, 2005: 665-669.
- [4] 李 静, 刘 璐. 用卡尔曼滤波器消除 TOA 中 NLOS 误差的三种方法[J]. 通信学报, 2005, 26(1): 130-141.
- [5] 王建辉, 陈乐然, 胡捍英. 一种新的蜂窝网 NLOS 误差抑制算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(6): 1424-1427.
- [6] 张美杨, 季仲梅, 王建辉. 基于 Kalman 滤波器的非视距误差抑制算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(11): 291-293.
- [7] Haykin S. 神经网络与机器学习(英文版)[M]. 3 版. 北京: 机械工业出版社, 2009.

编辑 陆燕菲