

“井下 UWB 高精度定位技术”专题

【编者按】井下人员定位系统是煤矿井下安全避险“六大系统”的重要组成部分。目前井下人员定位技术正在从区域定位向高精度定位方向发展。由于井下巷道空间有限且不规则,存在多种影响定位精度的噪声,其中影响最大的是由遮挡造成的非视距误差。UWB 技术具有时间分辨率高、测距精度高、穿透力强、抗多径能力强等优点,理论上能提供厘米级甚至更高的定位精度,在解决井下精确定位问题上具有巨大的潜力,因此成为非视距环境下精确定位的首选。为集中报道井下 UWB 高精度定位的关键难点技术突破,促进井下精确定位技术的发展,本刊组织策划了“井下 UWB 高精度定位技术”专题,报道了基于卡尔曼滤波和加权 LM 法的井下精确定位算法、考虑锚点位置误差的井下 TDOA 改进算法、三边定位改进算法等研究成果。衷心感谢各位专家学者在百忙之中为本专题撰稿!

文章编号:1671-251X(2019)11-0005-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17500

基于卡尔曼滤波和加权 LM 法的井下精确定位算法

王伟^{1,2}

(1. 中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州 213015;

2. 天地(常州)自动化股份有限公司, 江苏 常州 213015)



扫码移动阅读

摘要:针对基于 UWB 精确定位的井下近感检测装置定位结果易受非视距(NLOS)误差等噪声影响的问题,提出了一种基于卡尔曼滤波和加权 LM 法的井下精确定位算法。通过卡尔曼滤波预测过程得到标签卡坐标的先验估计值;利用几何关系计算估计坐标与各锚节点的距离,并将该距离与探测器直接测距值进行比较,根据差值分配各锚节点的测距权值;将权值矩阵和测距矩阵代入加权 LM 法中,得到标签卡坐标的中间结果;将中间结果作为测量值代入卡尔曼滤波更新过程中,得到标签卡的最终坐标。测试结果表明,与多边定位法相比,基于卡尔曼滤波和加权 LM 法的井下精确定位算法可在不影响定位速度的前提下,将定位精度提高一倍以上,有效降低了 NLOS 误差等噪声的干扰。

关键词:井下精确定位;近感检测装置;超宽带精确定位;锚节点;卡尔曼滤波;加权 LM 法;NLOS 误差
中图分类号:TD655.3 文献标志码:A

Underground precise positioning algorithm based on
Kalman filter and weighted LM algorithm

WANG Wei^{1,2}

(1. CCTEG Changzhou Research Institute, Changzhou 213015, China;

2. Tiandi (Changzhou) Automation Co., Ltd., Changzhou 213015, China)

Abstract:In view of problem that positioning result of underground proximity detection device based on UWB precise positioning is susceptible to noise such as non-line of sight (NLOS) error, an underground precise positioning algorithm based on Kalman filter and weighted LM algorithm was proposed. Prior estimation value of tag card coordinates is obtained by Kalman filter prediction process; distance between

收稿日期:2019-08-29;修回日期:2019-10-22;责任编辑:胡娴。

基金项目:中国煤炭科工集团有限公司青年项目(2018QN028);中国煤炭科工集团科技创新基金重点项目(2018-TD-ZD005);中国煤炭科工集团有限公司双创项目(2018-TD-MS013)。

作者简介:王伟(1987—),男,山东泰安人,工程师,硕士,现主要从事矿用软件设计工作,E-mail:shilaiwangwei@163.com。

引用格式:王伟.基于卡尔曼滤波和加权 LM 法的井下精确定位算法[J].工矿自动化,2019,45(11):5-9.

WANG Wei. Underground precise positioning algorithm based on Kalman filter and weighted LM algorithm[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(11): 5-9.

the estimated coordinates and each anchor node is calculated by using geometric relationship, the calculated distance is compared with direct measuring value of the detector, and ranging weight of each anchor node is allocated according to difference of the calculated distance and measured distance; weight matrix and ranging matrix are substituted into the weighted LM algorithm as the measured value to obtain intermediate result of the tag card coordinates; the intermediate result is substituted into Kalman filter update process to obtain final coordinates of the tag card. The test results show that compared with the multilateral positioning method, the underground precise positioning algorithm based on Kalman filter and weighted LM algorithm can improve positioning accuracy by more than one time without affecting positioning speed, and effectively reducing the interference of NLOS error and other noises.

Key words: underground precise positioning; proximity detection device; UWB precise positioning; anchor node; Kalman filter; weighted LM algorithm; NLOS error

0 引言

基于 UWB(Ultra Wide Band,超宽带)的精确定位技术具有定位精度高、发射功率低和抗多径效应能力强等特点,近年来成为井下精确定位技术的研究热门^[1-3]。目前,采用 UWB 技术研发成功的近感检测装置可安装于机车上,实时探测附近携带标签卡的工人的位置^[4]。若有标签卡进入沿车身周围预先划设的警告区或危险区,近感检测装置可触发声光报警,引起作业人员注意,使机车制动停机,从而有效防止因井下环境复杂导致的机车挤伤工人的事故,保护工人安全。

不同于普通的室内定位,井下存在多种影响定位精度的噪声,其中影响最大的是由遮挡造成的 NLOS(Non-Line of Sight,非视距)误差。多标签多锚节点同时测距法^[5]和多边定位法能较有效保证定位的实时性和稳定性,但在实际应用中,因为 NLOS 误差计算没有固定模型,在某些特殊的遮挡位置,个别锚节点的测量精度仍可能会受到较强干扰。而具有最小二乘思想的多边定位法认为各锚节点的权重相同,因此没有从根本上对测距结果波动较大的锚节点进行弱化处理,定位结果可能出现较大误差。在标签卡的运动轨迹上,这些误差会形成突刺点,突刺点可能会进入划设的警告区或危险区,引起误报警甚至机车制动或停机。

卡尔曼滤波器是一种高效率的递归滤波器,它利用隐含马尔科夫模型和线性代数建立理论模型,能够从一组包含噪声干扰的测量信息中提取有效信息,估计系统的动态变化,对测量信息进行优化修正。基于高斯牛顿法、Levenberg-Marquard(LM)法和加权最小二乘法的加权 LM 法^[6-8]能解决井下复杂环境应用中多边定位方程组求解困难的问题,具有较高的鲁棒性。因此,本文提出了一种基于卡尔曼滤波和加权 LM 法的井下精确定位算法(简称

卡尔曼滤波-加权 LM 法),该方法不需要进行批处理或大量迭代运算,能有效提高 UWB 定位的准确性。

1 卡尔曼滤波-加权 LM 法设计

1.1 算法流程

卡尔曼滤波-加权 LM 法实现步骤如下:

(1) 设计卡尔曼预测过程模型,根据选取的系统状态参数向量 $\hat{x}$ 确定状态转移矩阵 F 、控制矩阵 B 、控制量 u 和预测过程协方差矩阵 Q 。通过预测过程模型对 t 时刻的 $\hat{x}$ 及其协方差矩阵 $\hat{P}$ 进行先验估计,得到 $\hat{x}_t^-$ 和 $\hat{P}_t^-$ 。

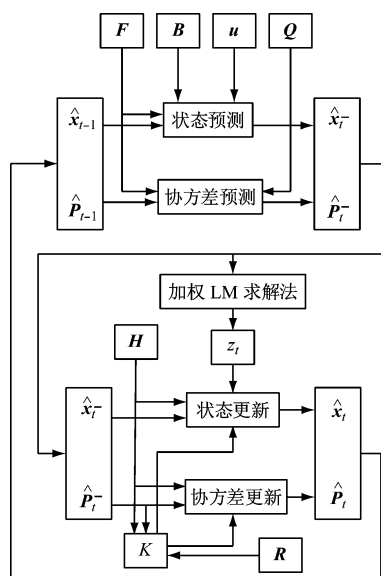
(2) 根据定位坐标的先验估计结果和各锚节点的测距值得到锚节点的权值矩阵,根据权值矩阵、各锚节点的坐标和测距值,使用加权 LM 法得到新的定位结果,将其作为卡尔曼滤波更新过程中的测量值 z_t 。

(3) 设计卡尔曼更新过程模型,根据测量矩阵 H 、测量值 z_t 和测量过程协方差矩阵 R 得到卡尔曼增益 K ,然后得到卡尔曼滤波后验估计值 $\hat{x}_t$ 和 $\hat{P}_t$,即最终的优化定位结果。

卡尔曼滤波为迭代过程,经过预测过程和更新过程得到的 t 时刻最优后验估计结果成为 $t+1$ 时刻的迭代初值,算法流程如图 1 所示。

1.2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波算法是一种最优化自回归数据处理算法,能实时修正滤波增益矩阵,从包含噪声信息的测量数据中提取有效信息,修正状态参量^[9-11]。该算法只需要当前的测量值和前一个采样周期的后验估计值就能够进行状态估计,不需要大量的存储空间,计算量小,非常适合嵌入式开发。在井下 UWB 精确定位算法中,根据标签卡的移动特征设计卡尔曼预测过程,然后在更新过程中结合利用加权 LM 法得到的测量值对定位结果进行修正,能有效解决



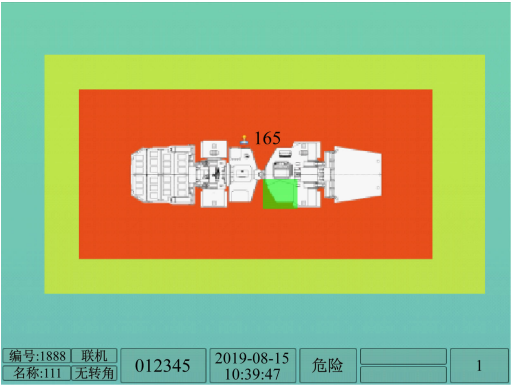


图 2 近感检测系统实时探测演示画面
Fig.2 Real time detect demo screen of proximity detection system

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

测量值为 t 时刻的位置坐标,因此测量矩阵为

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{11}$$

速度参量只与单位时间内标签卡的位移有关,与标签卡坐标无关,因此预测过程噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 为 4×4 的对角阵,同理可得 $\boldsymbol{R}$ 为 2×2 的对角阵。

迭代初值可从测试数据集合的第 2 个点开始,利用前 2 个点的位置坐标 $p_0(p_{0,x}, p_{0,y})$ 和 $p_1(p_{1,x}, p_{1,y})$ 可得初始速度参量为

$$\boldsymbol{v}_0 = ((p_{1,x} - p_{0,x})/0.5, (p_{1,y} - p_{0,y})/0.5)^T \tag{12}$$

2.3 测试结果分析

携带标签卡沿设定标准路线行走一周,分别用多边形定位法和卡尔曼滤波-加权 LM 法对标签卡进行多次定位,顺次连接各定位点形成相应的移动轨迹,结果如图 3 所示,图中的 0~5 表示安装在不同位置的锚节点。

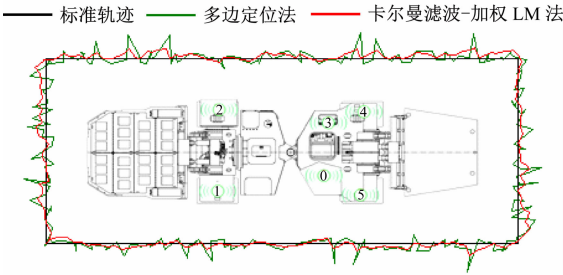


图 3 标签卡移动轨迹对比

Fig.3 Comparison of moving tracks of tag card

从图 3 可看出,使用卡尔曼滤波-加权 LM 法定位得到的移动轨迹比多边形定位法更加接近真实轨迹,说明卡尔曼滤波-加权 LM 法能有效抑制因噪声干扰导致的轨迹波动,减少因信号遮挡造成的区

域误识别。2 种方法的平均定位误差对比见表 1。

表 1 平均定位误差统计

Table 1 Average positioning error statistics		
定位方法	测试点数	平均定位误差/cm
多边形定位法	245	21.6
卡尔曼滤波-加权 LM 法	245	9.2

改变标准轨迹半径,再进行 3 次测试,统计卡尔曼滤波-加权 LM 法的耗时情况,结果见表 2。

表 2 卡尔曼滤波-加权 LM 法耗时统计

Table 2 Time-consuming statistics of Kalman filter and weighted LM algorithm		
测试组别	测试点数	总耗时/ms
1	266	4.275
2	304	4.730
3	346	5.229

由表 1 和表 2 可知,卡尔曼滤波-加权 LM 法的平均误差比多边形定位法减小了 50% 以上,且因为不需要冗长复杂的迭代求解,单次定位耗时远低于 1 ms,完全满足 2~3 次/s 定位的需求。

3 结论

(1) 针对目前基于 UWB 精确定位的近感检测装置定位结果易受噪声干扰的问题,提出了卡尔曼滤波-加权 LM 法,介绍了该定位方法的流程及具体实现。测试结果表明,与多边形定位法相比,卡尔曼滤波-加权 LM 法可在不影响定位速度的前提下,将定位精度提高一倍以上。

(2) 随着井下高精度定位技术的发展,可在卡尔曼滤波模型中加入惯性导航信息(如位移加速度、角速度),为卡尔曼滤波的预测过程提供更多参考量,提高滤波性能,从而得到更接近真实值的加权 LM 法输入量,进一步提高井下定位精度。

参考文献(References):

[1] 隋心,杨广松,郝雨时,等. 基于 UWB TDOA 测距的井下动态定位方法[J]. 导航定位学报,2016,4(3): 10-14.
SUI Xin, YANG Guangsong, HAO Yushi, et al. Dynamic positioning method based on TDOA in underground mines using UWB ranging[J]. Journal of Navigation and Positioning,2016,4(3):10-14.
[2] 刘韬,徐爱功,隋心. 基于自适应抗差卡尔曼滤波的 UWB 室内定位[J]. 传感技术学报,2018,31(4): 567-572.
LIU Tao, XU Aigong, SUI Xin. Adaptive robust Kalman filtering for UWB indoor positioning [J].

Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(4):567-572.

[3] 王飞. 基于 TOF 技术的煤矿井下精确定位系统设计与实现[J]. 煤炭技术, 2015, 34(10):262-264.
WANG Fei. Design and implementation of coal mine precise positioning system based on TOF technology [J]. Coal Technology, 2015, 34(10):262-264.

[4] 包建军. 煤矿井下装备接近探测方法研究[J]. 工矿自动化, 2017, 43(1):1-4.
BAO Jianjun. Research on proximity detection method for machines in coal mine [J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(1):1-4.

[5] 陈康, 王军, 包建军, 等. 基于消息复用的 TOF 井下精确定位技术[J]. 工矿自动化, 2019, 45(2):1-5.
CHEN Kang, WANG Jun, BAO Jianjun, et al. TOF underground accurate positioning technology based on message multiplexing [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(2):1-5.

[6] 廖芹, 姚丽. 基于 LM 算法的相关模糊神经网络及其应用[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(11):260-266.
LIAO Qin, YAO Li. LM algorithm based relevance fuzzy neural network and its application[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(11):260-266.

[7] 张元刚, 刘坤, 白猛, 等. 井下多传感器组合导航系统[J]. 工矿自动化, 2019, 45(7):10-16.
ZHANG Yuangang, LIU Kun, BAI Meng, et al. Underground multi-sensor integrated navigation system[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(7):10-16.

[8] 吴静然, 崔冉, 赵志凯, 等. 矿井人员融合定位系统[J]. 工矿自动化, 2018, 44(4):74-79.
WU Jingran, CUI Ran, ZHAO Zhikai, et al. Mine personnel fusion location system [J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(4):74-79.

[9] 赵广辉, 卓松, 徐晓龙. 基于卡尔曼滤波的多目标跟踪方法[J]. 计算机科学, 2018, 45(8):253-257.
ZHAO Guanghui, ZHUO Song, XU Xiaolong. Multi-object tracking algorithm based on Kalman filter[J]. Computer Science, 2018, 45(8):253-257.

[10] 关伟, 单伶俐, 肖倩. 卡尔曼滤波在道路动态响应数据处理中的应用研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(1):53-57.

GUAN Wei, SHAN Lingyan, XIAO Qian. Application of Kalman filter in road dynamic response data processing[J]. Automation & Instrumentation, 2019, 34(1):53-57.

[11] 高端阳, 李安, 傅军, 等. 基于鲁棒无迹卡尔曼滤波的无线室内定位算法[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(6):768-772.
GAO Duanyang, LI An, FU Jun, et al. Wireless indoor location algorithm based on robust unscented Kalman filter [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 26(6):768-772.

[12] 王妍, 邓庆绪, 刘赓浩, 等. 结合运动方程与卡尔曼滤波的动态目标追踪预测算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(12):76-81.
WANG Yan, DENG Qingxu, LIU Genghao, et al. Dynamic target tracking and predicting algorithm based on combination of motion equation and Kalman filter[J]. Computer Science, 2015, 42(12):76-81.

[13] 孙继平, 李晨鑫. 基于卡尔曼滤波和指纹定位的矿井 TOA 定位方法[J]. 中国矿业大学学报, 2014, 43(6):1127-1133.
SUN Jiping, LI Chenxin. Mine time of arrival positioning method based on Kalman filtering and fingerprint positioning [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2014, 43(6):1127-1133.

[14] 周恭谦, 杨露菁, 刘忠. 基于 TDOA 的自适应扩展卡尔曼滤波跟踪算法研究[J]. 舰船电子工程, 2018, 38(7):30-33.
ZHOU Gongqian, YANG Lujing, LIU Zhong. Adaptive iteration extended Kalman filter tracing algorithm based on TDOA [J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(7):30-33.

[15] 陈康, 包建军, 王伟. 一种鲁棒的矿井接近探测定位算法研究[J]. 工矿自动化, 2018, 44(6):11-15.
CHEN Kang, BAO Jianjun, WANG Wei. Research on a robust positioning algorithm for mine proximity detection[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(6):11-15.