

# 结合运动方程与卡尔曼滤波的动态目标追踪预测算法

王 妍<sup>1,2</sup> 邓庆绪<sup>1</sup> 刘康浩<sup>2</sup> 银 彪<sup>2</sup>

(东北大学信息与工程学院 沈阳 110819)<sup>1</sup> (辽宁大学信息科学与技术学院 沈阳 110036)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对传统定位技术误差较大且无法预测目标位置等问题,提出了一种结合运动方程与卡尔曼滤波的动态目标追踪预测算法 ME-KF。通过运动方程模拟动态目标运动特性,利用卡尔曼滤波来减小干扰噪声对测量结果的影响,并预测下一时刻的目标位置。该算法在辽宁排山楼矿井的人员定位系统中得到了实际应用,并取得了显著成果。实验结果表明,该方法提高了定位精度,能够对人员位置进行预测以及对危险区域进行预警,并且成功地分析判断了障碍物的分布状况。

**关键词** 无线定位,运动方程,卡尔曼滤波,动态目标

**中图分类号** TP311.13 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.12.017

## Dynamic Target Tracking and Predicting Algorithm Based on Combination of Motion Equation and Kalman Filter

WANG Yan<sup>1,2</sup> DENG Qing-xu<sup>1</sup> LIU Geng-hao<sup>2</sup> YIN Biao<sup>2</sup>

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)<sup>1</sup>

(School of Information Science and Technology, Liaoning University, Shenyang 110036, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In the view of problem that the traditional location technology is erroneous greatly, and can not predict the position of the target, this paper presented a dynamic target tracking and predicting algorithm ME-KF combining motion equation and Kalman filter, which simulates the motion characteristics of dynamic target by motion equation, reduces the influence of noise on the measurement results and predicts the position of the target in the next moment. This algorithm has been practically applied to personnel location system of Liaoning Paishanlou mine and has made remarkable achievements. The experimental results show that this method improves the precision of location, predicts people positions, makes early warning of possibly dangerous areas, and can also successfully analyze the distribution of obstacles.

**Keywords** Wireless location, Motion equation, Kalman filter, Dynamic target

## 1 引言

基于矿井工作的危险性,我国对井下生产的安全性要求越来越严格。由于井下环境多变,通道纵横交错,人员行踪分散,导致实时通信不便。为了确保井下工作人员的安全,建立一套完善的井下安全监测定位系统是非常必要的,而定位系统的准确性又是研究的重中之重<sup>[1]</sup>。

近几年来,许多学者对无线传感网络(Wireless Sensor Network)定位技术进行了研究<sup>[2-5]</sup>。在无线传感器网络中,按节点位置估测机制,根据定位过程中是否测量节点间的实际距离或角度,可分为基于距离(Range-based)的定位算法和距离无关(Range-free)的定位算法<sup>[6]</sup>。前者需要测量节点间的实际距离,必须用到精准的测量仪器,还要求传感器节点的计算能力较强,如果硬件测量结果误差较大或者传感器节点计算能力有限,则很容易使得最终的定位结果精度很低。后者是利用节点间的估计距离来计算未知节点的位置,对硬件

要求较低,但最终的定位结果误差较大。

本文对井下工作人员运动特性进行了深入的研究,针对动态目标的运动特性以及定位的不准确性问题,在无线定位技术中引入运动方程和卡尔曼滤波,提出了一种 ME-KF 跟踪预测算法。该方法用运动方程来描述井下人员的运动特性,比较符合实际,同时将卡尔曼滤波融入到运动方程中,通过时间更新和测量更新形成自回归逼近真实值,从而提高了定位精度;而且根据卡尔曼滤波的特性,还能够对目标位置进行预测,对危险区域进行预警,并根据最终数据分析障碍物的分布状况。

## 2 相关工作

在基于距离的定位算法中,最常见的测量节点间距离或方位的方法有时间到达法 TOA(Time of Arrival)<sup>[7]</sup>、时间到达差法 TDOA(Time Difference of Arrival)<sup>[8]</sup>、到达角度法 AOA(Angle of Arrival)<sup>[9]</sup> 和接收信号强度指示法 RSSI

到稿日期:2015-02-08 返修日期:2015-05-29 本文受国家自然科学基金(61472072),国家科技支撑计划(2012BAF13B08),国家“九七三”重点基础研究发展计划前期研究专项(2014CB360509),辽宁省科学事业公益研究基金项目(2015003003)资助。

王 妍(1978-),女,博士生,副教授,主要研究方向为物联网、感知数据处理等;邓庆绪(1970-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为实时系统、嵌入式系统等,E-mail:dengqx@mail.neu.edu.cn;刘康浩(1990-),男,硕士生,主要研究方向为感知数据处理、人员定位技术;银 彪(1987-),男,硕士生,主要研究方向为感知数据处理、人员定位技术。

(Received Signal Strength Indication)<sup>[10]</sup>。TOA 需要精确的时钟同步, TDOA 需要节点配备超声波收发装置, 这两种方法需要通过测量时间来估算两节点之间的距离, 精度较好; 缺点是无线信号的传输速度快, 时间测量上的很小误差可导致很大的距离误差, 另外还要求传感器节点的 CPU 有很强的计算能力。AOA 需要每个节点安装价格昂贵的天线阵列或麦克风阵列, 不符合硬件及成本要求。RSSI 技术主要是用 RF (Radio Frequency) 信号, 而节点本身就具有无线通信能力, 故其是一种低功耗、廉价的测距技术; 它的缺点是井下干扰噪声可能会对测量精度造成影响。

距离无关的算法主要有质心算法<sup>[11]</sup>、DV-Hop (Distance Vector-Hop)<sup>[12]</sup>算法等。质心定位算法在锚节点平均分布的情况下能够得到较高的定位精度, 然而在大多数情况下, 锚节点是随机分布的, 这就导致了定位精度下降。DV-Hop 对于各向同性的密集网络, 可以得到合理的平均每跳距离, 从而能够达到适当的定位精度, 但对于拓扑不规则的网络, 定位精度会迅速下降。

就目前的无线定位技术来说, 大多数方法的定位结果都不理想, 有些方法的硬件要求难以达标, 而有些方法只适用于特殊场景, 否则误差较大。因此, 本文提出 ME-KF 算法, 与传统定位方法在传感器层面进行的处理不同, ME-KF 算法是在层间管理服务层层面进行处理的, 在很大程度上减少了传感器的计算工作。该算法通过运动方程模拟动态目标的运动特性, 并利用卡尔曼滤波从估计值和观测值两个方面动态逼近真实值, 具有较高的灵敏性, 从而提高了数据精准度, 还能够提前得到下一时刻位置的预测值, 对可能存在危险的区域进行预警, 并根据最终数据分析障碍物的分布状况。在实验部分, 将应用比较广泛的基于距离的 RSSI 算法和距离无关的 DV-Hop 算法分别与本文提出的 ME-KF 算法作比较, 结果表明 ME-KF 算法在降低误差率、位置预测等方面有较大的优势。

### 3 井下人员定位系统架构

#### 3.1 动态目标

动态目标是指频繁进出阅读器的探测范围的目标, 运动是其最重要的特性。为动态目标选择一种能够精确地获得其位置的定位方法则显得尤为重要。井下工作人员频繁进出阅读器探测范围, 符合动态目标的特点。

#### 3.2 系统架构

本文针对基于无线传感网络技术的井下无线定位结果优化及预测进行研究, 整个井下人员定位系统架构如图 1 所示。该系统架构分为 3 层: 阅读器层、层间管理器层和集控服务器层。阅读器层主要用于获取动态目标位置信号; 层间管理器层主要解决对定位数据的优化以及预测; 集控服务器层用于接收全部井下监测信息, 以便井上人员进行处理。实现节点定位的具体过程: 在井下需要进行人员定位的区域中布置若干阅读器(如图 1 中的 Reader1—Reader3), 井下工作人员要随身携带有唯一标识的无线定位传感器(一般安置于安全帽之上, 如图 1 中的 T1—T4)。当人员进入阅读器阅读范围内时, 传感器节点根据接收到的阅读器位置信息和信号强度信息, 通过定位算法估算得到定位节点的位置, 即人员位置; 随后定位节点将定位数据无线传输到阅读器之中, 阅读器采集到某时刻若干节点的定位数据后再统一上传到层间管理器;

层间管理器接收到定位数据后便开始进行数据的优化以及位置的预测。本文研究的重点是在层间管理器层优化定位数据并进行位置的预测。

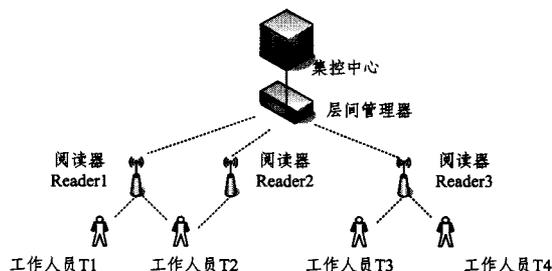


图 1 井下人员定位系统架构

#### 3.3 问题描述

根据辽宁排山楼矿井人员定位系统的架构和井下的实际工作环境, 本文给出井下人员定位系统示意图, 如图 2 所示。该图是以俯视的角度形成, 因此暂不考虑井下纵深度问题。如图中阅读器 R2、R4、R5 处所示, 由于工作需要可能在阅读器附近放置了一些工作设备, 这对阅读器获取工作人员位置信息造成了影响, 因此可将其看作障碍物。当工作人员通过有障碍物的路段时, RF 信号受到障碍物影响而衰减, 从而导致最终的定位结果与实际坐标的偏差很大。此外, 为了提高定位精度, 阅读器重叠部署, 但是仍会出现工作人员超出阅读器探测范围的情况, 比如某些新开发的工作区域并没有部署阅读器, 或者由于塌方等事故造成的阅读器损坏等情况, 这将导致两个问题: 1) 普通定位方法将无法观测到工作人员的当前位置坐标; 2) 当人员即将进入没有部署阅读器的区域时, 系统将无法做出预警, 从而无法保证井下工作的安全性。

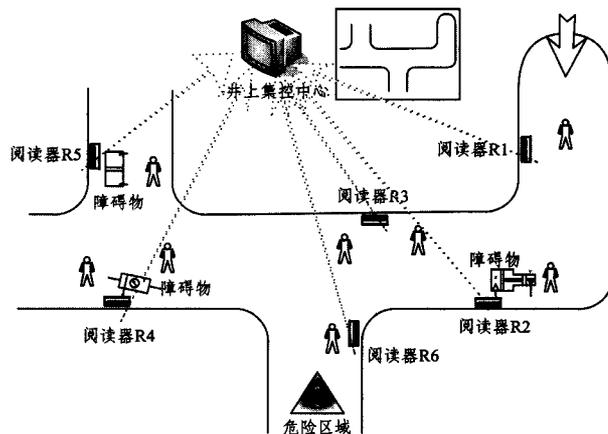


图 2 井下人员定位系统示意图

### 4 ME-KF 跟踪算法

定位节点经计算得到的定位结果可能受到干扰噪声的影响, 不能满足井下人员定位的精度要求。本文引入的 ME-KF 跟踪算法可以有效地解决以下 4 个问题: 1) 通过运动方程模拟动态目标运动特性, 利用卡尔曼滤波来减小干扰噪声对测量结果的影响, 达到提高定位精度的目的; 2) 对于超出阅读器覆盖范围无法获取观测值的情况, 利用卡尔曼滤波来对人员位置进行预测; 3) 根据人员位置的预测结果, 对可能存在危险的区域做出预警; 4) 根据得到的定位数据来分析井下障碍物的分布状况。

#### 4.1 运动方程

本文运用 ME-KF 算法对井下人员进行跟踪。井下人员

的运动可以近似于加速运动,加速度由系统高斯白噪声提供。假设人员的加速度为  $a$ ,并以  $v$  和  $s$  分别表示人员的速度和位置,则人员运动方程如下:

$$\begin{cases} s_t = s_{t-1} + v_{t-1}T + \frac{1}{2}a_{t-1}T^2 \\ v_t = v_{t-1} + a_{t-1}T \\ a_t = w_t \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $w_t$  为  $t$  时刻井下人员运动时受到的扰动噪声;  $T$  为人员运动的时间。

#### 4.2 卡尔曼滤波

离散型卡尔曼滤波<sup>[13]</sup>的更新过程如图 3 所示,该过程包括两个部分:时间更新和测量更新,是一个自回归的过程。时间更新:滤波器使用上一状态的估计,做出对当前状态的估计;测量更新:滤波器利用对当前状态的观测值修正由上一时间更新获得的估计值,以获得一个更精确的新估计值,如此循环往复,以逼近真实值。

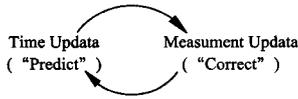


图 3 卡尔曼滤波的更新过程

卡尔曼滤波的线性微分方程如下:

预测方程

$$X_t = AX_{t-1} + BU_{t-1} + CW_{t-1} \quad (2)$$

观测方程

$$Z_t = HX_t + EV_t \quad (3)$$

其中,  $m \times n$  矩阵  $H$  是  $t$  时刻从真实值  $X_t$  到观测值  $Z_t$  的转移矩阵,  $E$  为观测噪声矩阵(单位矩阵),  $V_t$  符合均值为 0、方差为  $R$  的高斯分布。  $n \times n$  矩阵  $A$  表示不包括系统控制变量以及噪音过程在内的从  $t-1$  时刻到  $t$  时刻的转移矩阵,并且  $n \times l$  矩阵  $B$  表示到状态  $X_t$  的选择性控制输入;  $C$  为系统噪声矩阵,  $W_{t-1}$  符合均值为 0、方差为  $Q$  的高斯分布。其中系统控制变量  $U_{t-1}$  一般不作考虑,值取 0 即可。

#### 4.3 构造预测方程

井下发生事故时,不仅要确定人员所在平面坐标,还要考虑塌方等情况造成的纵深度问题。为了提高定位的精准度,为救援行动提供更加准确的位置数据,本文采用三维坐标体系。假设井下人员在  $t$  时刻的位置坐标为  $(x(t), y(t), z(t))$ ,于 X、Y、Z 轴上的速度分别为  $x'(t)$ 、 $y'(t)$  和  $z'(t)$ ,即各个位移分量对时间的导数。  $w_x(t)$ 、 $w_y(t)$ 、 $w_z(t)$  是均值为 0、方差为  $Q$  的平稳高斯噪声  $w(t)$  在  $t$  时刻的 3 个正交分量,它们相互独立,该噪声分别对 X、Y、Z 轴提供随机运动加速度。  $T$  为时刻  $t-1$  和时刻  $t$  的时间间隔。用运动方程模拟井下人员的运动特性,则由式(1)可得出井下人员在  $t$  时刻的坐标位置方程为:

$$\begin{cases} x(t) = x(t-1) + x'(t-1)T + \frac{1}{2}w_x(t-1)T^2 \\ x'(t) = x'(t-1) + w_x(t-1)T \\ y(t) = y(t-1) + y'(t-1)T + \frac{1}{2}w_y(t-1)T^2 \\ y'(t) = y'(t-1) + w_y(t-1)T \\ z(t) = z(t-1) + z'(t-1)T + \frac{1}{2}w_z(t-1)T^2 \\ z'(t) = z'(t-1) + w_z(t-1)T \end{cases} \quad (4)$$

将式(4)转化为矩阵的形式:

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \\ y(t) \\ y'(t) \\ z(t) \\ z'(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t-1) \\ x'(t-1) \\ y(t-1) \\ y'(t-1) \\ z(t-1) \\ z'(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x(t-1) \\ w_y(t-1) \\ w_z(t-1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

再将式(5)融合到卡尔曼滤波中构成 ME-KF 预测方程:

$$X_t = AX_{t-1} + CW_{t-1} \quad (6)$$

其中:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; X_{t-1} = \begin{bmatrix} x(t-1) \\ x'(t-1) \\ y(t-1) \\ y'(t-1) \\ z(t-1) \\ z'(t-1) \end{bmatrix};$$

$$C = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}; W_{t-1} = \begin{bmatrix} w_x(t-1) \\ w_y(t-1) \\ w_z(t-1) \end{bmatrix}$$

$6 \times 6$  矩阵  $A$  表示不包括系统控制变量以及噪音过程在内的从  $t-1$  时刻到  $t$  时刻的转移矩阵;  $6 \times 1$  矩阵  $X_{t-1}$  表示  $t-1$  时刻井下人员的位置坐标;  $6 \times 3$  矩阵  $C$  表示系统噪声矩阵;  $3 \times 1$  矩阵  $W_{t-1}$  表示  $t-1$  时刻系统的预测噪声,在此提供加速度。式(6)即为运动方程和卡尔曼预测方程相结合的结果,可以利用它来预测目标在下一采样周期的位置坐标。

#### 4.4 构造观测方程

设在  $t$  时刻观测到的井下人员坐标为  $(x_z(t), y_z(t), z_z(t))$ ,而人员的实际坐标为  $(x(t), y(t), z(t))$ ;  $v_x(t)$ 、 $v_y(t)$  和  $v_z(t)$  是均值为 0、方差为  $R$  的高斯白噪声  $v(t)$  在  $t$  时刻的 3 个正交分量,它们相互独立。将运动方程与卡尔曼观测方程相结合,则  $t$  时刻井下人员的观测坐标位置方程为:

$$\begin{cases} x_z(t) = x(t) + v_x(t) \\ y_z(t) = y(t) + v_y(t) \\ z_z(t) = z(t) + v_z(t) \end{cases} \quad (7)$$

将式(7)转化为矩阵的形式:

$$\begin{bmatrix} x_z(t) \\ y_z(t) \\ z_z(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \\ y(t) \\ y'(t) \\ z(t) \\ z'(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x(t) \\ v_y(t) \\ v_z(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

再将式(8)融合到卡尔曼滤波中构成 ME-KF 观测方程:  
 $Z_t = HX_t + EV_t$  (9)

其中:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}; X_t = \begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \\ y(t) \\ y'(t) \\ z(t) \\ z'(t) \end{bmatrix};$$

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; V_t = \begin{bmatrix} v_x(t) \\ v_y(t) \\ v_z(t) \end{bmatrix}$$

$3 \times 6$  矩阵  $H$  表示  $t$  时刻从真实值  $X_t$  到观测值  $Z_t$  的转移矩阵;  $6 \times 1$  矩阵  $X_t$  表示  $t$  时刻位置的真实坐标;  $3 \times 3$  矩阵  $E$  表示观测噪声矩阵(单位矩阵);  $3 \times 1$  矩阵  $V_t$  表示观测噪声。式(9)即为运动方程和卡尔曼观测方程相结合的结果,可以利用它观测坐标值来得到真实目标的近似值。

#### 4.5 构造更新方程

从预测方程(6)和观测方程(9)可以得到预测值和观测值。为了得到更加精确的结果,需要根据预测值和观测值来得到精确值,这个过程是利用更新方程来实现的。

为得到 ME-KF 的更新方程,首先做如下定义:  $\hat{X}_t^-$  表示由  $t-1$  的过程得出的先验状态估计,  $\hat{X}_t$  表示  $t$  时刻由观测值  $Z_t$  得出的后验状态估计。定义先验估计误差  $e_t^-$  以及后验估计误差  $e_t$ , 如下:

$$e_t^- = X_t - \hat{X}_t^- \quad (10)$$

$$e_t = X_t - \hat{X}_t \quad (11)$$

由此可以得到预测估计协方差矩阵,用于度量估计值的精确程度。

先验估计误差的协方差矩阵  $P_t^-$  为:

$$P_t^- = E[e_t^- e_t^{-T}] \quad (12)$$

后验估计误差的协方差矩阵  $P_t$  为:

$$P_t = E[e_t e_t^T] \quad (13)$$

为了产生卡尔曼滤波的方程,首先建立如下方程:

$$\hat{X}_t = \hat{X}_t^- + K_t(Z_t - H\hat{X}_t^-) \quad (14)$$

式中,  $\hat{X}_t^-$ 、 $\hat{X}_t$  分别表示  $t$  时刻的先验估计与后验估计值,而式  $Z_t - H\hat{X}_t^-$  称为测量余量,测量余量为 0 则表示  $Z_t$  与  $H\hat{X}_t^-$  两项完全相等,  $m \times n$  矩阵  $K_t$  用于得到最小后验估计误差的协方差  $\text{MIN}[P_t]$ ,  $K_t$  称为最优卡尔曼增益。

$$K_t = P_t^- H^T (HP_t^- H^T + ERE^T)^{-1} \quad (15)$$

随着测量误差协方差  $R$  趋近于 0, 此时  $K_t$  趋近于 1, 则越来越相信测量值  $Z_t$ ; 随着  $P_t^-$  趋近于 0, 则有  $K_t$  趋近于 0, 越来越相信预测值  $\hat{X}_t^-$ 。

则根据式(2)和式(3)可以建立卡尔曼滤波更新方程。

卡尔曼滤波时间更新方程为:

$$\hat{X}_t^- = A\hat{X}_{t-1} + BU_{t-1} \quad (16)$$

$$P_t^- = AP_{t-1}A^T + CQC^T \quad (17)$$

卡尔曼滤波测量更新方程为:

$$K_t = P_t^- H^T (HP_t^- H^T + ERE^T)^{-1} \quad (18)$$

$$\hat{X}_t = \hat{X}_t^- + K_t(Z_t - H\hat{X}_t^-) \quad (19)$$

$$P_t = (I - K_t H)P_t^- \quad (20)$$

式(17)一式(21)即为卡尔曼滤波的更新过程。通过时间

更新对先验估计  $\hat{X}_t^-$  进行预测,并通过测量更新对后验估计  $\hat{X}_t$  进行修正来得到下一时刻的先验估计,如此循环往复,最终拟合真实值。由式(6)、式(9)以及式(16)一式(20),可以构造出 ME-KF 算法的更新方程。

ME-KF 时间更新方程为:

$$\hat{X}_t^- = A\hat{X}_{t-1} \quad (21)$$

$$P_t^- = AP_{t-1}A^T + CQC^T \quad (22)$$

其中:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; C = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}$$

ME-KF 测量更新方程为:

$$K_t = P_t^- H^T (HP_t^- H^T + ERE^T)^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{X}_t = \hat{X}_t^- + K_t(Z_t - H\hat{X}_t^-) \quad (24)$$

$$P_t = (I - K_t H)P_t^- \quad (25)$$

其中:

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

由递归式(21)一式(25)可得到真实值的近似数据。

#### 4.6 算法流程

观测方程中  $X_t$  为人员位置的真实值,即  $t$  时刻的实际位置。由于真实值是不可见的,需要从  $t-1$  时刻的估计值和  $t$  时刻的观测值两方面得出该时刻真实值的近似值。通过时间更新对先验估计  $\hat{X}_t^-$  进行预测,并通过测量更新对后验估计  $\hat{X}_t$  进行修正来得到下一时刻的先验估计,以此类推,形成一个自回归过程,逐渐逼近真实值。ME-KF 的循环更新过程如算法 1 所示,只要给定初值  $\hat{X}_0$  和  $P_0$ , 并且设定好协方差矩阵  $Q$  和  $R$ , 根据  $t$  时刻的观测值  $Z_t$ , 就可以递推计算得到  $t$  时刻接近真实值的状态估计  $\hat{X}_t$ 。

**算法 1** ME-KF 循环更新过程

输入:  $\hat{X}_0, P_0, R, Q, Z_t$

输出:  $\hat{X}_t$

for(each  $Z_t$ ) do

$$\hat{X}_t^- \leftarrow A\hat{X}_{t-1} + CU_{t-1}$$

$$P_t^- = AP_{t-1}A^T + CQC^T$$

$$K_t = P_t^- H^T (HP_t^- H^T + ERE^T)^{-1}$$

$$\hat{X}_t = \hat{X}_t^- + K_t(Z_t - H\hat{X}_t^-)$$

$$P_t = (I - K_t H)P_t^-$$

输出  $\hat{X}_t$

$$\hat{X}_{t-1} \leftarrow \hat{X}_t$$

$$P_{t-1} \leftarrow P_t$$

end for

## 4.7 算法性能分析

ME-KF 追踪算法由运动方程和卡尔曼滤波两部分构成,其中卡尔曼滤波的计算过程需要较高的时间开销。对于卡尔曼滤波,计算时间大部分消耗在求估计值和计算增益两方面。设系统阶数为  $L$ ,更新过程的调用次数为  $N$ ,根据循环更新流程可知该过程是一个自回归一维循环,则求估计值的时间复杂度为  $O(LN)$ 。因为本文采用了三维坐标体系,从而推导出预测方程的转移矩阵,确定阶数  $L=6$ ,且更新过程调用次数与定位信号采样点个数  $N$  相等。而且,对本文提出的系统架构而言,与传统定位技术在传感器节点处理不同,ME-KF 追踪算法将定位信息统一上传到层间管理器中进行优化与预测,虽然随着定位信号采样次数的增多,计算量也在加大,但是高配硬件的支持大大减少了计算耗时,这也为该算法应用于实际提供了可能。

## 5 实验及其分析

### 5.1 实验环境与实验数据集

基于上述的模型和算法,将 ME-KF 算法应用到辽宁排山楼矿井的人员定位系统中。在排山楼矿井下生产中段、避难硐室、机电硐室等位置建立中段传输分站共计 39 个,固定式阅读器部署于避难硐室、机电硐室、生产中段、地表炸药库、地表指挥中心以及主要出入口,共计 307 套,人员定位节点即携带无线传感器的井下作业人员共计 600 人。

设定矿井工作区入口坐标为  $(0,0,0)$ ,工作人员 X 轴和 Y 轴的速度符合人的正常步行速度  $(0.9\text{m/s}\sim 1.5\text{m/s})$ ,而 Z 轴的速度将由井下路面情况随机决定,加速度由高斯白噪声随机提供。根据人的正常行走规律,设定观测噪声方差和预测噪声的方差均为 5,观测时间间隔  $T=1\text{s}$ ,则建立 ME-KF 预测方程和观测方程如下:

$$X(t) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X(t-1) +$$

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x(t-1) \\ w_y(t-1) \\ w_z(t-1) \end{bmatrix}$$

$$Z(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} X(t) + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x(t) \\ v_y(t) \\ v_z(t) \end{bmatrix}$$

本文选了排山楼矿井人员定位系统中某个井下人员的 20 次定位数据进行规格化处理,如表 1 所列,其中实际坐标为工作人员井下的真实位置,RSSI 坐标是阅读器通过 RSSI 定位算法获取的定位数据,DV-Hop 坐标是阅读器通过 DV-Hop 定位算法获取的定位数据,ME-KF 坐标则是 RSSI 定位坐标汇聚到层间管理器后采用 ME-KF 算法优化处理后得到的精确定位数据。为了更加直观地比较两种定位方法的性能,下面将从误差率、预测性等方面进行阐述。

表 1 定位数据

时间(s)	实际坐标	RSSI 坐标	DV-Hop 坐标	ME-KF 坐标
1	(1.3,1.2,0.2)	(1.5,1.3,0.2)	(1.5,1.3,0.2)	(1.2,1.2,0.2)
2	(2.7,2.4,0.4)	(3.0,2.6,0.4)	(2.7,2.4,0.5)	(2.4,2.3,0.5)
3	(4.1,3.6,0.6)	(4.5,3.8,0.5)	(4.1,3.7,0.6)	(3.6,3.5,0.6)
4	(5.4,4.9,0.7)	(5.9,5.1,0.7)	(5.5,4.8,0.8)	(4.9,4.7,0.8)
5	(6.7,6.2,0.9)	(7.3,6.5,0.8)	(7.2,6.1,1.0)	(6.2,5.9,0.9)
6	(8.1,7.4,1.0)	(8.6,7.7,0.9)	(8.8,7.2,1.1)	(7.6,7.1,1.1)
7	(9.4,8.5,1.2)	(10.0,8.9,1.0)	(10.2,8.2,1.3)	(8.9,8.3,1.3)
8	(10.8,9.5,1.3)	(11.3,9.6,1.2)	(11.3,9.3,1.5)	(10.2,9.4,1.4)
9	(11.9, 10.7,1.4)	(12.4, 10.8,1.3)	(12.2, 10.6,1.6)	(11.5, 10.5,1.5)
10	(13.1, 11.9,1.4)	(13.5, 11.9,1.3)	(13.2, 11.6,1.6)	(12.7, 11.8,1.5)
11	(14.3, 13.1,1.5)	(14.6, 13.1,1.5)	(14.6, 13.1,1.7)	(13.9, 13.0,1.7)
12	(15.3, 14.3,1.6)	(15.7, 14.3,1.7)	(16.8, 15.5,2.0)	(15.0, 14.2,1.8)
13	(16.4, 15.4,1.8)	(16.8, 15.4,1.9)	(17.8, 16.7,2.2)	(16.1, 15.4,1.9)
14	(17.5, 16.6,2.0)	(18.1, 16.7,2.0)	(19.3, 17.9,2.4)	(17.3, 17.8,2.3)
15	(18.8, 17.8,2.1)	(20.2, 19.1,2.2)	(20.2,2.6)	(19.8, 19.0,2.4)
16	(20.2, 19.1,2.2)	(21.0, 20.2,2.6)	(22.8, 21.6,2.5)	(21.1, 20.2,2.5)
17	(21.5, 20.3,2.3)	(22.4, 20.6,2.3)	(24.4, 23.0,3.0)	(22.4, 21.5,2.6)
18	(22.8, 21.6,2.5)	(24.1, 21.9,2.5)	(25.8, 24.4,3.2)	(23.8, 22.8,2.8)
19	(24.3, 22.9,2.6)	(25.8, 24.4,3.2)	(25.9, 24.0,3.0)	(25.3, 24.0,3.0)
20	(25.9, 24.1,2.8)	(25.8, 24.4,3.2)		

### 5.2 误差率实验

在这个实验中,本文采用误差率来衡量不同方法的定位效果。首先对误差率进行如下定义。

误差率,即定位后数据与真实数据之差的绝对值与真实数据的比值,记为  $Err$ 。设有真实数据  $N$ ,其中定位结果为  $D$ ,那么该定位结果的误差率为  $Err=|D-N|/N$ 。

根据表 1 的数据计算出 3 种定位算法的误差率。为了直观地说明 3 种定位算法的优劣程度,给出了误差率折线散点图,如图 4 所示。从图 4 中可以看出,初始时 3 种定位方法的误差率都很大,但是 RSSI 方法和 DV-Hop 方法的误差率一直在波动,除去空值定位的 100% 误差,最高误差率分别可达到 48% 和 30%,平均误差率均为 20% 左右,而 ME-KF 算法经过一段适应后,误差率有明显的下降趋势,其平均误差在 5% 左右。本文提出的 ME-KF 算法的误差率要明显低于 RSSI 方法和 DV-Hop 方法,因此 ME-KF 定位结果更加接近实际数据。

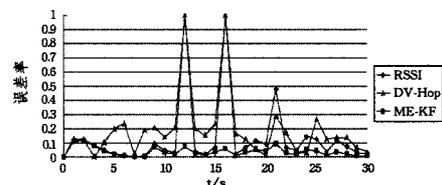


图 4 X 轴误差率折线散点图

### 5.3 预测性实验

当动态目标超出阅读器探测范围时,阅读器因为观测不到标签而产生空值。本文利用空值定位率来衡量各定位方法产生空值的情况,空值定位率的定义如下。

空值定位率;标签超出阅读器探测范围,该阅读器未检测到该标签,记为 PEL(Percentage of Empty Location)。

各方法的空值定位率如表 2 所列。

表 2 RSSI、DV-Hop、ME-KF 方法的空值定位率

Method	RSSI	DV-Hop	ME-KF
PEL	6.7%	6.7%	0

从表 2 可以看出,RSSI 方法和 DV-Hop 方法的空值定位率均为 6.7%,这是由于井下工作人员超出阅读器范围导致无法获取定位数据。而采用 ME-KF 算法可以将缺少的数据填补上,因此 ME-KF 方法的空值定位率为 0,优于其他两种方法。

由图 5 可以看出,当井下人员脱离阅读器覆盖范围时,RSSI 和 DV-Hop 无法获取定位信息(即空值定位)。为了直观表示空值定位,在折线散点图中用 0 表示。ME-KF 算法的引入实现了人员位置的预测,而且根据误差率实验的结果可知,随着时间和实验次数的增多,ME-KF 算法的平均误差率逐渐趋近于 5%,也就是说当传统定位算法存在空值定位时,ME-KF 算法可以用预测值进行填补,而这个预测值却是趋近于真实值的。此外,ME-KF 算法的引入还能够对危险做出预警,图 5 中的空值定位处的情况也可能如图 2 中危险区域所示,该处因为塌方导致阅读器损坏,属于危险区域,当工作人员经过前一个阅读器(R6)时,ME-KF 算法将对其下一时刻位置进行预测,补全定位数据并显示在检测器上,由此系统可以判断工作人员即将进入危险区域,于是地面集控中心下达指令发送给阅读器 R6,工作人员携带的传感器收到阅读器 R6 广播的危险信息后会控制传感器上的蜂鸣器响起,以此来警告工作人员前方危险。由此可知,本文提出的 ME-KF 算法不存在空值定位,它能够对其他定位方法的空值定位数据进行填补,保证了数据的完整性和准确性,同时还能够对可能存在危险的区域做出预警,提高了井下工作的安全性。

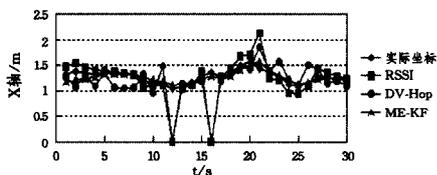


图 5 X 轴段位移折线散点图

**结束语** 本文针对无线定位技术的不足,提出了一种结合运动方程和卡尔曼滤波的动态目标追踪预测算法 ME-KF。该算法使用运动方程模拟动态目标的运动特性,通过卡尔曼滤波的时间更新方程和测量更新方程进行自回归逼近真实值,从而达到提高定位数据精度以及未知数据预测的目的,并在辽宁排山楼矿井的人员定位系统的实际应用中取得了显著成果。通过实验对 RSSI 定位法、DV-Hop 定位法以及本文提出的 ME-KF 算法的各方面进行比较,结果表明本文提出的 ME-KF 算法能够在很大程度上提高定位精度,同时还能够对超出阅读器探测范围的目标进行位置预测以及对危险区域进行预警,并且根据定位结果还能够分析出井下障碍物的分布情况。此外,本文提出的 ME-KF 算法不仅适用于井下安全监测系统,还可以适用于其他背景的无线定位技术,比如电力设备巡检、地铁施工、隧道监测以及路面定位等,ME-KF 算法同样也可以从三维体系转化到二维平面体系。而且,除了优化处理 RSSI 定位法,它还能够引入到其它大多数无线定位

技术中进行优化和预测。由此可见,ME-KF 算法是一个兼容性好、容错性高、可变性强的多维体系动态跟踪算法。

## 参考文献

- [1] Guo Z W, Guo Y, Hong F, et al. Perpendicular intersection: Locating wireless sensors with mobile beacon[J]. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2010, 59(7): 3501-3509
- [2] Han G J, Xu H H, Duong T, et al. Localization algorithms of wireless sensor networks: A survey[J]. Telecommunication Systems, 2013, 52(4): 2419-2436
- [3] Nekooei S M, Manzuri-Shalmani M T. Location finding in wireless sensor network based on soft computing methods[C] // Proc. of the 2011 Int'l Conf. on Control, Automation and Systems Engineering (CASE). Singapore, 2011: 1-5
- [4] Kulkarni R V, Förster A, Venayagamoorthy GK. Computational intelligence in wireless sensor networks: A survey[J]. Communications Surveys & Tutorials, 2011, 13(1): 68-96
- [5] 叶苗,王宇平. 基于变方差概率模型和进化计算的 WSN 定位算法[J]. 软件学报, 2013, 24(4): 859-872
- [5] Ye M, Wang Y P. Location estimation in wireless sensor networks based on probabilistic model with variant variance and evolutionary algorithm[J]. Journal of Software, 2013, 24(4): 859-872
- [6] C Hong-yang, D Ping, X Yong-jun, et al. A robust location algorithm with biased extended Kalman filtering of TDOA data for wireless sensor networks[C] // Proceedings. 2005 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2005. IEEE, 2005, 2: 883-886
- [7] Chung W C, Ha D S. An accurate ultra wideband (UWB) ranging for precision asset location[C] // 2003 IEEE Conference on Ultra Wideband Systems and Technologies. IEEE, 2003: 389-393
- [8] 崔逊学, 卢松升, 陈云飞, 等. 基于短基线传感器网络的远场声源 TDOA 定位组合算法[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(3): 465-478
- [8] Cui X X, Lu S S, Chen Y F, et al. Combination TDOA Localization Algorithms for Far-Field Sound Source Based on Short Base-Line Sensor Network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(3): 465-478
- [9] 肖竹, 谭光华, 李仁发, 等. 无线传感器网络中基于超宽带的 TOA/AOA 联合定位研究[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(3): 453-460
- [9] Xiao Z, Tan G H, Li R F, et al. Joint TOA/AOA Localization Based on UWB for Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(3): 453-460
- [10] 牛建伟, 刘洋, 卢邦辉, 等. 一种基于 Wi-Fi 信号指纹的楼宇内定位算法[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(3): 568-577
- [10] Niu J W, Liu Y, Lu B H, et al. An In-Building Localization Algorithm Based on Wi-Fi Signal Fingerprint[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(3): 568-577
- [11] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices[J]. Personal Communications, IEEE, 2000, 7(5): 28-34
- [12] 王新生, 赵衍静, 李海涛. 基于 DV-Hop 定位算法的改进研究[J]. 计算机科学, 2011, 38(2): 76-78
- [12] Wang X S, Zhao Y J, Li H T. Improved Study Based on DV-Hop Localization Algorithm[J]. Computer Science, 2011, 38(2): 76-78
- [13] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Fluids Engineering, 1960, 82(1): 35-45