

IMM 在煤矿井下轨道火车实时定位中的应用

罗宇锋 陈彦峰 王鹏飞

(河南理工大学 电气工程与自动化学院 过程控制研究室 焦作 454000)

摘要: 针对煤矿井下轨道火车所处的特殊环境,及其不同的运动状态(机动、非机动),传统卡尔曼滤波在井下实时定位系统中不能很好反应滤波误差问题。提出了交互多模卡尔曼滤波(interaction multiple model Kalman filter, IMM-Kalman)数据处理方法。采用 IMM-Kalman 滤波对基于 Wi-Fi 和微惯性单元进行组合定位算法估算出轨道火车的位置进行滤波处理。经过仿真验证 IMM-Kalman 滤波能有效地减少实时定位滤波误差,然而能提高系统的实时性和定位精度。

关键词: 轨道火车; 定位; IMM-Kalman 滤波

中图分类号: TN713 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.35

Application of interaction multiple model in underground railway train real-time positioning

Luo Yufeng Chen Yanfeng Wang Pengfei

(Institute of Industry Processs Control, Dept of Electrical Engineering & Automation,
Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Because of the special environment of the underground railway train, and the different operating condition (maneuvering or nonmaneuvering), with traditional Kalman Filter, it is difficult to react filtering error problem in the mine real-time positioning system. proposes the data processing method with interaction multiple model Kalman (IMM-Kalman) Filter. the way adopts IMM-Kalman to filter processing position of underground ailway train estimated by wifi and micro-inertial unit combination location, The simulation results show that the IMM-Kalman can effectively reduce the real-time positioning error, so can enhance real-time performance and positioning accuracy.

Keywords: railway train; location; IMM-Kalman filter

1 引言

由于井下坑道空间狭小,环境复杂,信号较弱,给定位系统带来一定的困难。已经有学者使用普通卡尔曼滤波算法在这方面进行了研究,可以通过状态转移方程和观测方程,经过动态估计,得到随时间变化的被估计量,有很好的适应性。但是,对于井下轨道火车突然加、减速、转弯^[1-2]时(机动状态),要想得到理想的效果,仅仅通过普通的卡尔曼滤波算法是不行的。对于机动状态,需要采用自适应算法。像输入估计算法,交互多模(interaction multiple model, IMM)算法和变维滤波算法等。其中 IMM 算法对机动状态的目标实时定位性能更好。

通过采用 IMM 算法的研究,使运动模型细化,根据运动状态,把运动模型分为机动的(突然转弯或加、减速等)、

非机动的(恒速运动)。对轨道火车的运动轨迹进行卡尔曼滤波,之后将每个模型所得到的数据,按照各自概率进行加权求和、转换,如此可以提高它的定位精度,精确的知道轨道火车的位置、状态。

2 轨道火车实时定位算法描述

常用的狭小坑道内定位算法:测距与非测距的。测距算法主要有三角测量、三边测量和最大似然估计等,它们都是通过测量节点的角度和距离信息,来计算出节点的位置。通过测距来实现定位的方法技术有 RSSI(received signal strength indicator), AOA (angle of arrival), TDOA (time difference on arrival), TOA (time of avail), 等,若传感器获得的数据信息可靠,测距算法定位精度就会很高。对于非测距算法,就是不用测节点的角度和距离信息,它估计目标

位置是通过网络连通性,用观测站来实现,如果观测站探测不强,定位精度会很低。

2.1 定位方式

由于井下狭小轨道环境复杂,信号较弱,不像在地面一样,直接使用 GPS,或者用 GPS 和惯性单元^[3]进行组合定位的方式,就可获得理想的定位精度。在地下狭窄坑道内,如果还使用 GPS,复杂的环境,信号衰减过快,定位就达不到理想的效果。可以把 GPS 引到地下,采用 Wi-Fi 定位和惯性定位组合的方式,实现轨道火车的实时定位。组合定位信息融合方框图^[4-5]如图 1 所示。

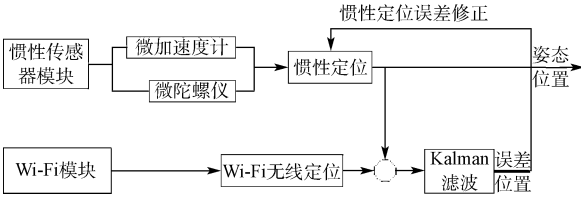


图 1 组合定位信息融合

2.2 TDOA 定位算法

在采用 Wi-Fi 无线定位方法中,使用 TDOA^[6]测距的方法。TDOA 是基于时间差来进行定位的,它是由发射节点同时以不同的速度,发射超声波信号和无线电波信号,根据发射,接收节点到达的时间差,利用其传播速度,求出收发节点的距离。

设 $\mathbf{X}_j = [x_j, y_j]^T, j=1,2,3,\dots,N$,为已知第 j 个基站坐标;设 $\mathbf{X} = [x, y]^T$,为未知移动站位置坐标。那么未知移动站坐标与已知第 j 个基站的距离 d_j 为:

$$d_j = \sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2} \quad (1)$$

为提高 TDOA 测距精度,采用交互多模卡尔曼滤波算法对 TDOA 测量值进行滤波处理。

3 IMM-Kalman 算法原理

IMM-Kalman 算法的总体思想是把运动模型细化,根据运动状态,当突然转弯或加、减速时,运动模型为机动的、做恒速运动时,为非机动的。对轨道火车的运动轨迹分别进行卡尔曼滤波,之后将每个模型所得到的数据,按照各自概率进行加权求和、转换。

IMM-Kalman 滤波算法流程:输入交互、卡尔曼滤波、模型概率更新、输出交互,流程图^[7]如图 2 所示。

3.1 轨道火车运动模型

狭小坑道轨道火车的状态模型、观测模型和初始条件为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = \boldsymbol{\Phi}(k, k-1)\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{G}(k-1)\mathbf{W}(k-1) \\ \mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \end{cases} \quad (2)$$

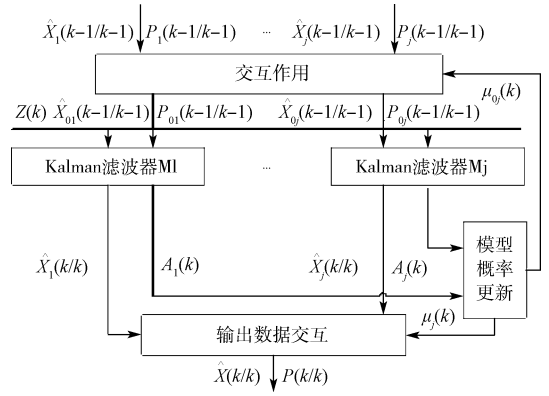


图 2 IMM-Kalman 算法流程

$$\begin{cases} \mathbf{E}[\mathbf{W}(k)] = 0, \mathbf{E}[\mathbf{W}(k)\mathbf{W}_j^T] = \mathbf{Q}(k)\delta_j(k) \\ \mathbf{E}[\mathbf{V}(k)] = 0, \mathbf{E}[\mathbf{V}(k)\mathbf{V}_j^T] = \mathbf{R}(k)\delta_j(k) \\ \mathbf{E}[\mathbf{W}(k)\mathbf{V}_j^T] = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{X}(k)$ 为状态矢量, $\boldsymbol{\Phi}(k, k-1)$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{G}(k-1)$ 为系统噪声矩阵, $\mathbf{W}(k)$ 为系统过程噪声矢量, \mathbf{Q} 为 $\mathbf{W}(k)$ 的方差矩阵; $\mathbf{Z}(k)$ 为观测测量, $\mathbf{H}(k)$ 为量测矩阵, $\mathbf{V}(k)$ 为观测噪声矢量, \mathbf{R} 为 $\mathbf{V}(k)$ 的方差矩阵; $\delta_j(k)$ 为狄拉克函数,当 $k=j$ 时, $\delta_j(k) = \infty$; 当 $k \neq j$ 时, $\delta_j(k) = 0$, 且 $\int_{-\infty}^{\infty} \delta_j(k) = 1$ 。

3.2 IMM-Kalman 算法步骤

设有 n 个状态方程,状态模型有 n 个:

$$\mathbf{X}_i(k+1) = \boldsymbol{\Phi}_i(k)\mathbf{X}_i(k) + \mathbf{G}_i(k)\mathbf{W}_i(k), i=1,2,3,\dots, n.$$

对于以上模型之间转换,可使用马尔可夫链^[8-9]来实现,令它的转移概率矩阵为:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & \dots & p_{1n} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ p_{n1} & \dots & p_{nn} \end{bmatrix}$$

观测模型 i 为: $\mathbf{Z}_i(k) = \mathbf{H}_i(k)\mathbf{X}_i(k) + \mathbf{V}_i(k)$ IMM-Kalman 简要算法步骤:

1) 输入模型^[10-11]

$$\mu_{ij} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) = \sum_{i=1}^n p_{ij} \frac{\mu_i(k-1)}{c_j} \quad (4)$$

$\mu_{ij} \left(\frac{k-1}{k-1} \right)$ 为模型 i 到模型 j 的混合概率, p_{ij} 为模型 i 到模型 j 的转移概率, $\mu_j(k-1)$ 为模型 j 在 $k-1$ 时刻的概率, $\bar{c}_j = \sum_{i=1}^n p_{ij}\mu_i(k-1)$ 为模型 j 的预测概率。

$$\hat{\mathbf{X}}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) = \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{X}}_i \left(\frac{k-1}{k-1} \right) \mu_{ij} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) = \sum_{i=1}^n \mu_{ij} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) \left\{ \mathbf{P}_i \left(\frac{k-1}{k-1} \right) + \left[\hat{\mathbf{X}}_i \left(\frac{k-1}{k-1} \right) - \hat{\mathbf{X}}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) \right] \cdot \left[\hat{\mathbf{X}}_i \left(\frac{k-1}{k-1} \right) - \hat{\mathbf{X}}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) \right]^T \right\} \quad (6)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right)$ 为模型 j 的混合状态估计,

$\mathbf{P}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right)$ 为模型 j 的混合协方差估计。

2)模型 j 的卡尔曼滤波^[12-13]

相对于模型 j , 作为卡尔曼滤波的输入为

$\hat{\mathbf{X}}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right)$, $\mathbf{P}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right)$ 及 $\mathbf{Z}(k)$ 。

$$\hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) = \Phi_j(k-1) \hat{\mathbf{X}}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) = \Phi_j \mathbf{P}_{0j} \left(\frac{k-1}{k-1} \right) \Phi_j^T + \mathbf{G}_j \mathbf{Q}_j \mathbf{G}_j^T \quad (8)$$

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) \mathbf{H}^T \left[\mathbf{H} \mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) \mathbf{H}^T + \mathbf{R} \right]^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k} \right) = \hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) + \mathbf{K}_j(k) \cdot$$

$$\left[\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) \right] \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k} \right) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_j(k) \mathbf{H}(k)] \mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) \quad (11)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k-1} \right)$ 为状态条件预测, $\mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k-1} \right)$ 为预测误差协方差, $\mathbf{K}_j(k)$ 为卡尔曼滤波增益, k 时刻各模型对应的子滤波器输出的目标状态估计值 $\hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k} \right)$ 及其滤波协方差为

$\mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k} \right)$ 。

3)模型 j 的概率更新(估计)

$$\mathbf{A}_j(k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{S}_j(k)|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \mathbf{v}_j^T \mathbf{S}_j^{-1}(k) \mathbf{v}_j \right\} \quad (12)$$

$$\mathbf{v}_j(k) = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) \quad (13)$$

$$\mathbf{S}_j(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k-1} \right) \mathbf{H}(k)^T + \mathbf{R}(k) \quad (14)$$

$$\mu_j(k) = \mathbf{A}_j(k) \frac{\bar{c}_j}{c} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{v}_j(k)$, $\mathbf{S}_j(k)$ 分别为模型 j 的残差、协方差, $\mathbf{A}_j(k)$

模型 j 的似然函数 $c = \sum_{j=1}^n \mathbf{A}_j(k) \bar{c}_j$, c 为归一化常数, $\mu_j(k)$ 模型 j 的概率。

4)输出交互^[14]

$$\hat{\mathbf{X}} \left(\frac{k}{k} \right) = \sum_{j=1}^n \hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k} \right) \mu_j(k) \quad (16)$$

$$\mathbf{P} \left(\frac{k}{k} \right) = \sum_{j=1}^n \mu_j(k) \left\{ \mathbf{P}_j \left(\frac{k}{k} \right) + \left[\hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k} \right) - \hat{\mathbf{X}} \left(\frac{k}{k} \right) \right] \cdot \left[\hat{\mathbf{X}}_j \left(\frac{k}{k} \right) - \hat{\mathbf{X}} \left(\frac{k}{k} \right) \right]^T \right\} \quad (17)$$

$\hat{\mathbf{X}} \left(\frac{k}{k} \right)$ 为总的状态估计, $\mathbf{P} \left(\frac{k}{k} \right)$ 为总的协方差估计。

4 仿真实验

4.1 采用模型的建立

根据轨道火车的运行状态,这里采用二个模型,第一个模型是非机动的,设它的系统扰动噪声方差 $\mathbf{Q} = 0$,即不考虑 \mathbf{W} 的影响;第二个模型为机动的,令它的系统扰动噪声方差是 $\mathbf{Q} = 0.014 \mathbf{4I}$ 。这里所采用的马尔科夫链转移概率矩阵为:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 \end{bmatrix}$$

4.2 模型参数选取与计算

轨道火车实时定位开始,首先采用常规 Kalman 对非机动模型进行实时定位,从第 20 次开始采样,根据模型的 IMM 算法,并设定此时刻每个模型概率为 $\mu_1 = 0.8$, $\mu_2 = 0.1$ 。

参数定义如下^[15]:

$$\mathbf{X}_1 = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{X}_2 = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \\ \ddot{x} \\ \ddot{y} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G}_1 = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_2 = \begin{bmatrix} T^2/4 & 0 \\ T/2 & 0 \\ 0 & T^2/4 \\ 0 & T \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\Phi_2 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

\mathbf{X}_1 , \mathbf{G}_1 , Φ_1 为模型一参数, \mathbf{X}_2 , \mathbf{G}_2 , Φ_2 为模型二参数。

初始状态用两点起始法求得为:

$$\hat{\mathbf{X}} \left(\frac{2}{2} \right) =$$

$$\left[\begin{matrix} z_x(2) & \frac{z_x(2) - z_x(1)}{T} & z_y(2) & \frac{z_y(2) - z_y(1)}{T} & 0 & 0 \end{matrix} \right] \quad (18)$$

$$P\left(\frac{2}{2}\right) = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_x^2/T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_x^2/T & 2\sigma_x^2/T^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_y^2 & \sigma_y^2/T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_y^2/T & 2\sigma_y^2/T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (19)$$

滤波误差的均值:

$$\overline{e_x(k)} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[x_i(k) - \hat{x}_i\left(\frac{k}{k}\right) \right] \quad (20)$$

式中: $k = 1, 2, 3, \dots, N$, N 为采样次数, M 为 Monte-carlo 模拟次数。

4.3 仿真结果与分析

对轨道火车进行观测,以 $(-2000, 0)$ 为起始点,沿 $x = 0 \sim 300$ s 做恒速运动, $v = 14$ m/s,在 $t = 300$ s 附近,向 y 轴做 85° 的慢转弯,令加速度 $a_x = a_y = 0.08$ m/s²,转过弯后,继续做恒速运动。观测时间间隔为 $t = 2$ s,采用的 x 、 y 测量噪声标准差均为 50。火车轨迹仿真如图 3 所示,滤波估计误差均值曲线见图 4 所示。

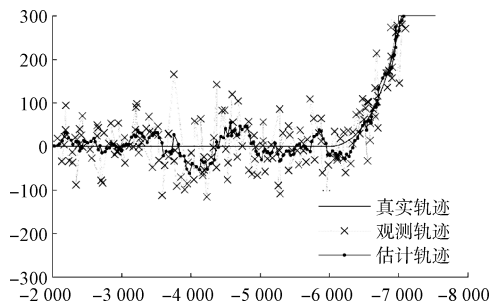
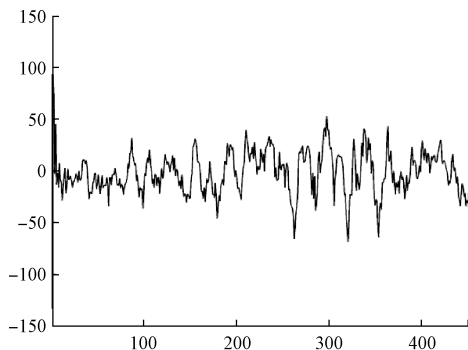


图3 轨道火车的真实轨迹、观测轨迹、估计轨迹

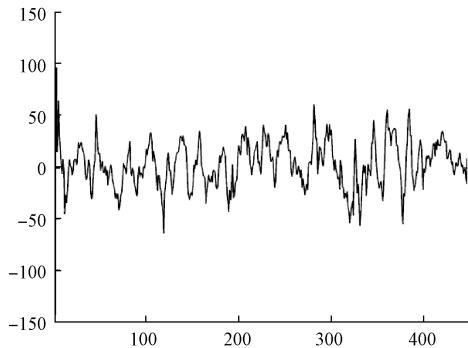
由图 3 可知,井下轨道火车机动时的估计轨迹在有系统扰动噪声的情况下,围绕着真实轨迹做很小的波动。由图 4 可知滤波均值误差曲线总体围绕零波动,轨道火车在转弯附近,即 x 、 y 误差均值曲线在拐弯($x = 300$)附近,有一定的变化,误差均值波动稍微变得大了。当轨道火车做恒速运动时,误差曲线回复在零值附近做稳定波动。从以上误差曲线可知,IMM 卡尔曼滤波能够提高轨道火车实时定位精度,并能很好的反应轨道火车的运行状态。

5 结 论

本文把 IMM-Kalman 的方法,引用到煤矿井下轨道火车实时定位系统中。从仿真结果来看,效果还是不错的,定位误差小,适应于轨道火车,处在不同的运行状态情况下的实时定位系统中。在这里只考虑了单一轨道火车,在井下系统中,往往有多辆轨道火车,这就引出了使用交互多模卡尔曼滤波对多目标实时定位,这是以后研究的重点。



(a) x方向估计误差均值



(a) y方向估计误差均值

图4 滤波误差均值曲线

参考文献

- [1] 崔彦凯,梁晓庚,王志刚,等. 高速高机动目标自适应 IMM 跟踪算法[J]. 计算机工程与应用,2014,50(8): 198-206.
- [2] 陈小林. 运动目标捕获跟踪方法研究[J]. 仪器仪表学报,2014,35(6):49-53.
- [3] 李有,王省书,黄宗升,等. 单轴旋转惯导转轴方向高精度标定方法研究[J]. 仪器仪表学报,2014,35(12): 111-115.
- [4] 罗宇锋,刘勇,王红旗. 基于 MIMU/WI-F 的井下人员三维全局定位[J]. 计算机应用与软件,2015, 32(4):113-116.
- [5] 李红岩,毛征,袁建建,等. 一种基于算法融合的运动目标跟踪算法[J]. 国外电子测量技术,2013,32(12): 36-40.
- [6] 史小红. 基于 TDOA 的无线定位方法及其性能分析[J]. 东南大学学报,2013,43(2):252-257.
- [7] LIANGQUN L. Bearings-only maneuvering target tracking based on truncated quadrature Kalman filtering[J]. International Journal of Electronics and Communications,2015,69(1):281-289.
- [8] 赵方,罗海勇,林权,等. 基于核函数法及马尔可夫链的节点定位算法[J]. 通信学报,2010,31(11):195-204.

(下转第 75 页)