

磁浮列车测速定位中的信息融合研究

李晓龙¹, 刘锡良¹, 史黎明²

(1. 同济大学铁道与城市轨道交通研究院 上海 杨浦区 201804; 2. 中国科学院电工研究所 北京 海淀区 100190)

【摘要】将信息滤波融合理论引入中低速磁浮列车测速定位领域,在交叉感应回线的测速定位基础上增加雷达测速定位传感器和查询应答器,以交叉感应回线和雷达传感器实现相对定位,以查询应答器实现绝对定位,从而得到多传感器信息融合测速定位,可以显著提高中低速磁浮列车测速定位的精度和可靠性。最后采用MATLAB仿真对结论进行了验证。

关键词 信息融合; 卡尔曼滤波; 测速定位; 联邦卡尔曼滤波器

中图分类号 U237

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2013.01.019

Information Fusion Research in Maglev Train Velocity and Position Detection

LI Xiao-long¹, LIU Xi-liang¹, and SHI Li-ming²

(1. Research Institute of Railway and Mass Transit of Tongji University Yangpu Shanghai 201804;

2. Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences Haidian Beijing 100190)

Abstract In this paper, information filtering fusion theory is introduced into the field of low-speed maglev train speed and position detection. Beside the cross induction coil, radar speed sensors and balise are also adopted. The relative positioning is realized by the radar and cross induction coil, and the absolute positioning is realized by the balise. The information fusion comes true by this way. The accuracy and reliability of speed and position detection can be significantly improved. The final conclusion is verified by MATLAB simulation.

Key words information fusion; Kalman filter; speed and position detection; the federal Kalman filter

对轮轨交通系统(如火车、地铁)列车的测速定位,通常采用测量轮子转速的方法实现列车的测速定位。对于磁浮列车而言,由于没有轮子,列车和轨道没有直接接触,所以不能用轮轨列车惯用的测速定位方法实现列车的测速定位。中低速磁浮列车常采用交叉感应回线方法进行测速定位^[1-2]。交叉感应回线运用电磁感应原理,在轨道上铺设交叉感应回线,在列车上安装感应天线,过交叉点时天线上的感应电动势发生反向,从而产生频率与速度成正比的脉冲信号,通过脉冲信号和交叉点间距就可以计算出列车的速度和相对位置。

电磁干扰、回线和天线的安装误差、列车振动等都会影响交叉感应回线测速定位的精度,这是一种相对定位方式且存在累积误差,随着运行距离的增加定位误差也随之加大。另外,依赖单一的测速定位方式,在可靠性方面也难以保证。因此本文提出采用多定位方式相结合的方法,提高中低速磁浮

列车测速定位的精度和可靠性;根据磁浮轨道平整光滑的特点,本文利用雷达测速定位传感器;为消除定位的累积误差,引入查询应答器以实现绝对定位。用卡尔曼滤波融合的方式将这3种测速定位的方式融合在一起,从而达到提高中低速磁浮列车测速定位精度和可靠性的目的。

1 卡尔曼滤波理论

卡尔曼滤波器是时域范围内的滤波器^[3-4],基于状态空间理论,通过运动对象的状态方程和测量方程,建立一套递推公式,以观测量和初始状态作为滤波器的输入,输出是运动对象某一时刻的状态(由一系列参量表征)。随着时间的增加,观测数据越多,滤波效果越好,获取的运动对象状态越准确。离散状态方程和测量方程为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi \mathbf{X}(k) + \Gamma \mathbf{W}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H} \mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{X}(k)$ 为状态向量; $\mathbf{W}(k)$ 为系统噪声向量; $\mathbf{Z}(k)$

为观测向量； $\mathbf{V}(k)$ 为观测噪声向量； Φ 为状态转移矩阵； Γ 为输入矩阵； \mathbf{H} 为观测矩阵。

系统噪声 $\mathbf{W}(k)$ 的协方差阵为 \mathbf{Q} ，测量噪声 $\mathbf{V}(k)$ 的协方差阵为 \mathbf{R} 。

卡尔曼滤波的递推公式为：

状态一步预测为：

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \Phi \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (3)$$

状态滤波估计为：

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}) \quad (4)$$

滤波增益矩阵为：

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (5)$$

一步预测误差方差矩阵为：

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi \mathbf{P}_{k-1} \Phi^T + \Gamma \mathbf{Q}_{k-1} \Gamma^T \quad (6)$$

估计误差方差阵为：

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (7)$$

根据以上卡尔曼滤波的递归公式，卡尔曼滤波的算法流程如图1所示。输入初始时刻状态和方差，通过任意 k 时刻的观测值可得出该时刻对象的状态估计 $\mathbf{X}(k)$ 。用观测值 $\mathbf{Z}(k)$ 的个数来判断递归计算是否结束。

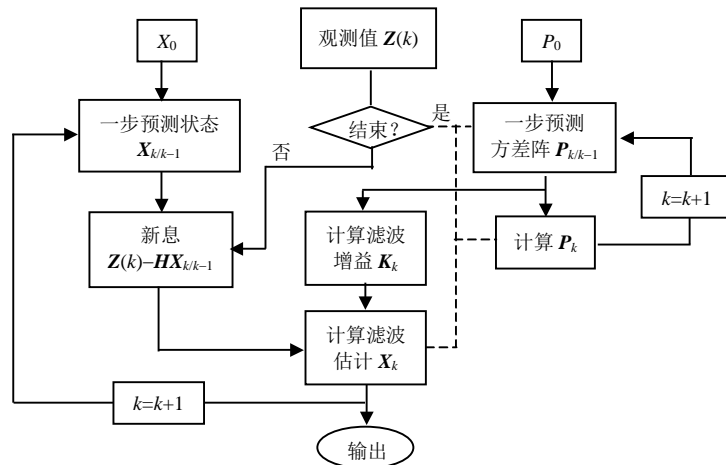


图1 卡尔曼滤波算法流程图

卡尔曼滤波不需要储存很多历史数据，只需要根据上一状态的估计值和当前的测量值就可以得出当前状态的滤波估计值，因此有利于测速定位系统节约存储空间和提高实时性。

2 建立状态方程和测量方程

2.1 列车机动模型

由于列车大部分时间运行在匀加速或匀速运动状态，因此列车机动模型可以采用匀加速运动模型，如式(8)，匀速运动状态可以看成是加速度为 0 m/s^2 的匀加速运动^[5-6]。

$$\begin{bmatrix} \dot{s} \\ \dot{v} \\ \dot{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s \\ v \\ a \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t) \quad (8)$$

式中， s 、 v 、 a 表示位置、速度、加速度； $w(t)$ 是系统噪声，为高斯白噪声，方差为 σ_a 。卡尔曼滤波在离散空间里进行，因此要对机动模型进行离散化，以采样周期 T 对模型离散化可以得到离散化的状态方程为：

$$\begin{bmatrix} s(k+1) \\ v(k+1) \\ a(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(k) \\ v(k) \\ a(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T^2/6 \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix} w(k) \quad (9)$$

式中， $s(k)$ 、 $v(k)$ 、 $a(k)$ 为 k 时刻列车位置、速度、加速度； $w(k)$ 为 k 时刻系统过程噪声，是 $w(t)$ 的离散化形式。

2.2 测量方程

多普勒雷达速度传感器每隔 T 时刻送出一个速度信号，其测量方程为：

$$z_1(k) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(k) \\ v(k) \\ a(k) \end{bmatrix} + n_v(k) \quad (10)$$

式中， n_v 是多普勒雷达传感器的测量噪声，假设为高斯白噪声，其方差是 σ_v 。

交叉感应回线每隔 T 时刻送出一个速度信号，测量方程为：

$$z_2(k) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(k) \\ v(k) \\ a(k) \end{bmatrix} + n_s(k) \quad (11)$$

式中, n_s 是交叉感应回线的测量噪声, 假设为高斯白噪声, 其方差是 σ_s ; n_v 、 n_s 、 w 为互不相关的高斯白噪声。

3 联邦卡尔曼滤波器实现滤波融合

结合卡尔曼滤波理论和信息融合理论^[7-11], 先采用局部滤波器分别对雷达传感器测得的速度和交叉感应回线传感器测得的速度信号进行滤波, 局部滤

波器是常规的线性卡尔曼滤波器。将局部滤波结果送入主融合器进行融合, 此外还有查询应答器的信息也送入主融合器进行位置更新, 这样主融合器的输出就是全局的状态最优估计 \hat{X}_g 。将 \hat{X}_g 反馈到局部滤波器, 作为下一次滤波的基础。 β_j 、 β_R 是信息分配系数, 反映局部滤波器对全局状态估计的影响程度。这就是联邦卡尔曼滤波器的基本思想, 基于联邦卡尔曼滤波的测速定位系统结构如图2所示。

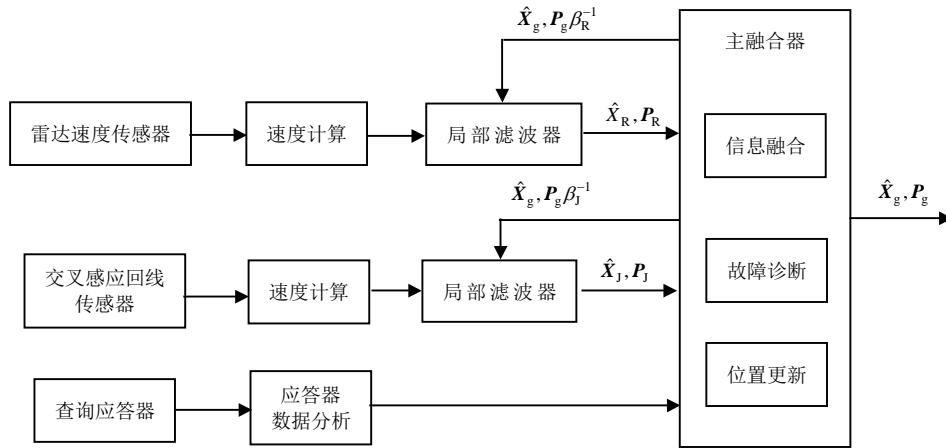


图2 联邦卡尔曼滤波融合测速定位系统结构图

主融合器的融合算法为:

$$\hat{X}_g(k) = P_g(k)[P_J^{-1}(k)\hat{X}_J(k) + P_R^{-1}(k)\hat{X}_R(k)] \quad (12)$$

$$P_g(k) = [P_J^{-1}(k) + P_R^{-1}(k)]^{-1} \quad (13)$$

根据信息守恒原理将主滤波器信息分配到各局部滤波器, 分配系数为 β_j 、 β_R , 满足:

$$\beta_j + \beta_R = 1 \quad (14)$$

将全局估计的结果反馈回局部滤波器, 其分配规则为:

$$P_j(k) = P_g(k)\beta_j^{-1}(k) \quad (15)$$

$$P_R(k) = P_g(k)\beta_R^{-1}(k) \quad (16)$$

$$\hat{X}_i(k) = \hat{X}_g(k) \quad i \text{ 为 R 或 J} \quad (17)$$

主融合器里还设置了故障检测单元, 当检测到某个传感器发生故障时对应的分配系数设为0, 并不给该局部滤波器返回分配信息, 此时测速定位系统依靠单一传感器进行测速。在信息融合基础上还要根据查询应答信息上对状态向量中的位置分量进行更新, 以消除测速定位的累积误差实现相对定位和绝对定位的统一。查询应答每一次位置更新取 $s_g(k)=s_b(k)$, $s_g(k)$ 为主滤波器的定位估计, $s_b(k)$ 为查询应答器定位信息。

4 仿真实验

本文采用MATLAB/Simulink进行仿真^[12-13], 假设列车以大约20 m/s的速度前进, 存在加速度过程噪声, 方差为0.000 1 m/s², 雷达传感器速度测量噪声方差为0.04 m/s, 交叉感应回线速度测量噪声方差为0.1 m/s。分别对交叉感应回线卡尔曼滤波测速定位和多传感器融合情况下测速定位进行仿真, 仿真采样周期 T 取0.01 s, 仿真的原始速度信号如图3所示, 仿真结果如4~图9所示。

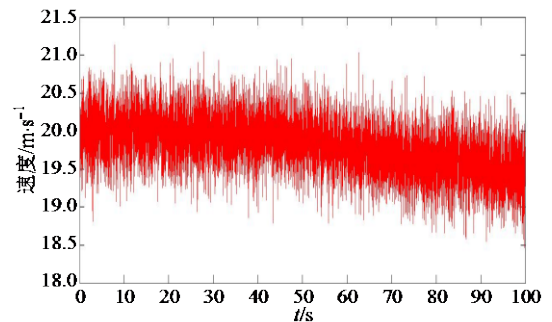


图3 交叉感应回线未滤波原始速度信号

由图4、图5和图6可知, 卡尔曼滤波可以明显提高单一传感器列车测速定位的精度, 抑制系统噪声和测量噪声对测速定位的影响。列车仅以交叉感应回线进行测速定位时, 通过卡尔曼滤波后得到的速

度围绕真实速度小幅波动,如图4所示。速度误差小于0.05 m/s,且初始时刻误差较大,随时间逐渐减小,如图5所示。列车运行2 km定位误差控制在0.7 m以内,而且位置误差有随时间增长的趋势,如图6所示。

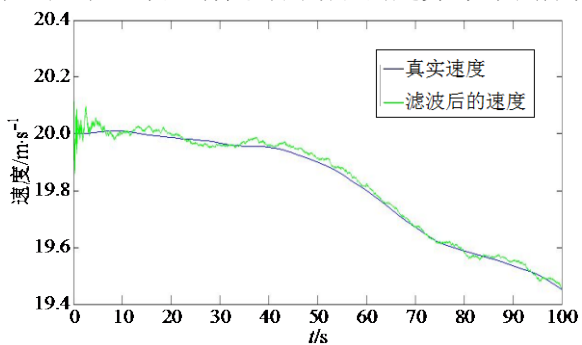


图4 卡尔曼滤波后速度与真实速度

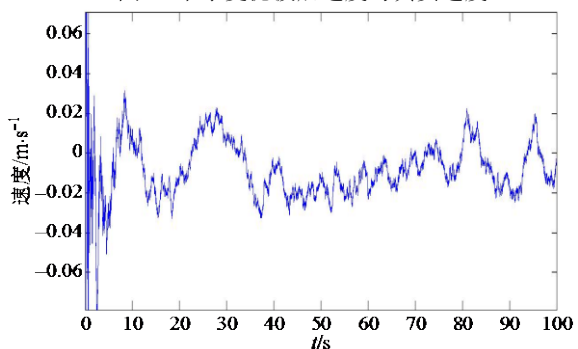


图5 卡尔曼滤波后速度误差

当运用联邦卡尔曼滤波多传感器融合测速定位时,可以进一步提高测速定位的精度,列车多传感器融合后速度围绕真实速度波动的幅度更小,如图7所示。图8说明测速误差比单一传感器卡尔曼滤波测速时更小,系统稳定后速度误差小于0.025 m/s,且速度误差有随时间逐渐变小的趋势。列车运行2 km定位误差更是大幅减小控制在±0.1 m以内,且不随时间积累而增大,如图9所示。

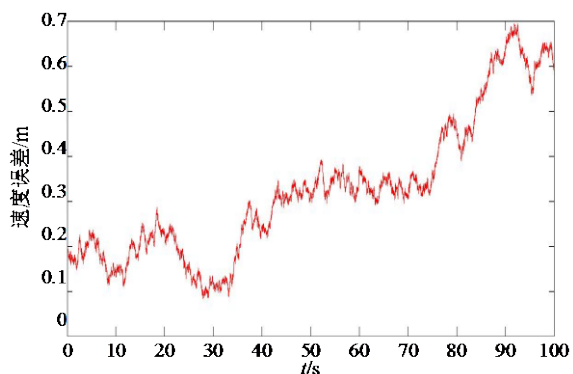


图6 交叉感应回线测速定位卡尔曼滤波后位置误差

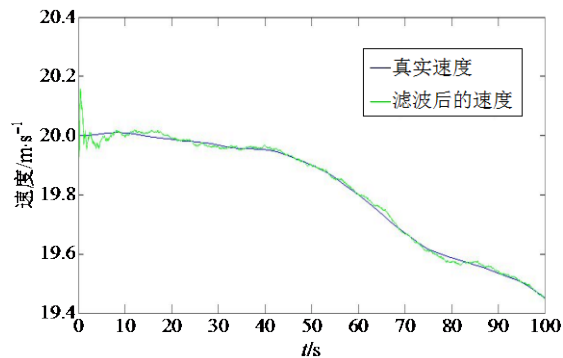


图7 联邦卡尔曼滤波融合后速度与真实速度

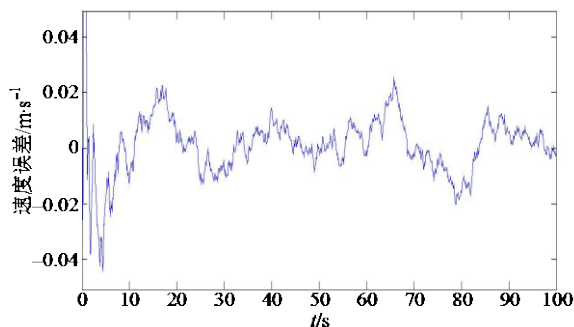


图8 联邦卡尔曼滤波后速度误差

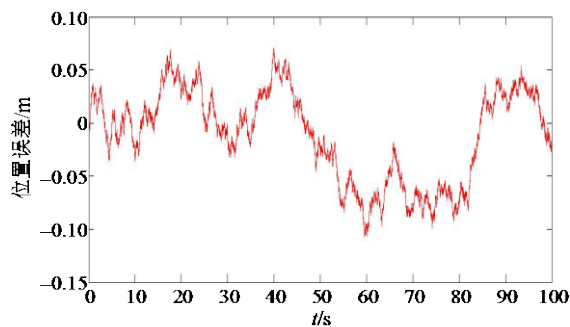


图9 联邦卡尔曼滤波融合测速定位位置误差

仿真结果表明,应用联邦卡尔曼器于中低速磁浮列车进行多传感器测速定位能够达到预期目的。

5 结论

本文简单介绍卡尔曼滤波的滤波原理和算法,并根据现有中低速磁浮列车单一测速定位方式存在的问题和中低速磁浮列车运行的特点,提出了将联邦卡尔曼滤波融合应用于中低速磁浮测速定位的方法,将多普勒雷达、交叉感应回线、查询应答器的测速定位信息融合在一起,并通过计算机仿真验证其测速定位的效果。仿真结果表明,通过联邦卡尔曼滤波融合可以显著提高中低速磁浮列车测速定位的精度与可靠性,并保证列车的定位误差不随时间增长而积累。

参 考 文 献

- [1] 王旭, 刘志, 龙志强. 磁浮列车测速定位方法综述[J]. 自动测量与控制, 2008, 27(1): 69-82.
WANG Xu, LIU Zhi, LONG Zhi-qiang. Survey on speed measuring and locating method of maglev train[J]. Automatic Measurement and Control, 2008, 27(1): 69-78.
- [2] 龙志强, 任永平, 刘曙生, 等. 基于交叉感应回线的磁悬浮列车测速定位系统[J]. 传感器技术, 2001, 20(7): 51-53.
LONG Zhi-qiang, REN Yong-ping, LIU Shu-sheng, et al. Speed and position detection system for maglev train based on inductive line intersected[J]. Journal of Transducer Technology, 2001, 20(7): 51-53.
- [3] 赫金. 自适应滤波器原理[M]. 4版. 郑宝玉, 译. 北京: 电子工业出版社, 2010.
HAYKIN S. Adaptive filter theory[M]. 4th ed. Translated by Zheng Bao-yu. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.
- [4] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Transactions of the ASME Journal of Basic Engineering, 1960, 82(series D): 35-45.
- [5] 刘洪岩, 邱晓波. 基于Kalman滤波的机动目标运动模型跟踪性能仿真研究[J]. 中国雷达, 2010(2): 22-29.
LIU Hong-yan, QIU Xiao-bo. Simulating research on tracking ability of motor model based on Kalman filter[J]. China Radar, 2010(2): 22-29.
- [6] SINGER R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6(4): 473-483.
- [7] 李海艳, 李维嘉, 黄运保. 基于卡尔曼滤波的多传感器测量数据融合[J]. 武汉大学学报, 2011, 44(4): 521-529.
LI Hai-yan, LI Wei-jia, HUANG Yun-bao. Multisensor measured data based on Kalman filtering[J]. Engineering Journal of Wu Han University, 2011, 44(4): 521-529.
- [8] 朱虹, 关桂霞, 关永. 基于联邦卡尔曼滤波器的车载GPS/DR信息融合[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(20): 5357-5359.
ZHU Hong, GUAN Gui-xia, GUAN Yong. Vehicle GPS/DR information fusion based on federal Kalman filter[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(20): 5357-5359.
- [9] BISHOP R. A survey of intelligent vehicle application worldwide[C]//Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. [S.l.]: IEEE, 2000: 25-30.
- [10] CARLSON N A. Information-sharing approach to federated Kalman filtering[C]//Proceedings of National Aerospace Electronics Conference. Dayton, OH, USA: [s.n.], 1988.
- [11] MIRABADI A, SCHMID F, MORT N. Multisensor integration methods in the development of a fault-tolerant train navigation system[J]. The Journal of Navigation, 2003, 56(3): 385-398.
- [12] 沈志涛. 卡尔曼滤波仿真技术的应用[J]. 现代矿业, 2011(8): 52-54.
SHEN Zhi-tao. The application of Kalman filtering simulation[J]. Modern Mining, 2011(8): 52-54.
- [13] 冯刚, 吕茂庭, 覃天. 基于MATLAB的卡尔曼滤波仿真研究[J]. 计算机科学与技术, 2011, 29(6): 61-63.
FENG Gang, LÜ Mao-ting, QIN Tian. Simulation of Kalman filtering based on MATLAB[J]. Computer Science and Technology, 2011, 29(6): 61-63.

编辑 漆蓉