

卡尔曼滤波在无人水面艇双天线 GPS 定位测向系统中的应用

杨 钊, 王建华, 吴玉平

(上海海事大学 航运技术与控制工程交通行业重点实验室, 上海 201306)

摘要: 针对无人水面艇双天线 GPS 定位测向系统的定位误差问题, 利用卡尔曼滤波算法对 GPS 数据进行滤波处理; 根据位置与速度及航向的关系, 建立数学模型, 然后利用卡尔曼滤波算法对定位测向系统的测量值进行滤波处理; 首先, 对无人水面艇在静止、低速及高速运动状态的 GPS 数据进行了处理; 仿真结果表明, 在这三种情况下卡尔曼滤波方法能够提高 GPS 定位精度, 在定点实验中观测值的均方误差为 0.5259, 滤波后变为 0.0536; 最后, 在干扰情况下的无人艇运动仿真实验中, 经过卡尔曼滤波后测量数据的均方误差由 0.5043 降低为 0.3553; 实验说明卡尔曼滤波能获得很好的滤波效果。

关键词: 无人水面艇; GPS; 定位; 卡尔曼滤波

Application of Kalman Filter in Dual Antenna GPS Positioning System of Unmanned Surface Vessel

Yang Zhao, Wang Jianhua, Wu Yuping

(Key Laboratory of Marine Technology & Control Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of the USV's (unmanned surface vessel) dual antenna GPS positioning system, the Kalman Filter was used to deal with the GPS data. According to the relationship of position, speed and heading, this paper sets up a mathematical model, then the Kalman Filter is used to process GPS data. First the USV is simulated in the case of still water, low and high speed. The experiment show that the Kalman filter can achieve the desired result. For example, the mean square error is reduced from 0.5259 to 0.0536 in the case of still water. At last in the case of the disturbance, the experimental results show that the Kalman Filter can also improve the positioning accuracy and significantly reduced the mean square error from 0.5043 to 0.3553. The experiments illustrate that Kalman filter can get a desired effect.

Keywords: USV; GPS; positioning; Kalman filter

0 引言

无人水面艇是一种可以在复杂海洋环境中执行各种任务的智能化无人平台^[1], 20 世纪 90 年代国外关于 USV 的研究项目大量出现^[2-3], 无人水面艇的自主路径跟踪是实现无人水面艇智能化的关键技术之一^[4-5], 而实现自主路径跟踪首先要获得精准的位置信息。本文采用的无人水面艇上装备有双天线的 GPS 定位测向装置。差分定位模式下经纬度信号的误差最低可以达到为 0.5 m。在基线长度为 1 m 时, 航向测量精度可以达到 0.15°rms 但是对无人水面艇的运动控制而言, 获得的 GPS 数据越精确, 控制精度就越高。本文所采用的试验系统中存在测量误差所以滤波技术的应用就显得很有必要。

近些年随着导航技术的发展, 各种滤波技术在导航系统中的应用也越来越广泛^[6]。传统的最小二乘方法可以实现对目标信息的滤波, 但是其滤波精度不如卡尔曼等滤波方法^[7-8]。卡尔曼滤波理论作为一种最优估计的实时递推算法在 GPS 导航数据处理方面相当广泛^[9-10]。各国学者在卡尔曼的基础上提出了许多改进的滤波算法, 对卡尔曼滤波的局限性做了很好的补充^[11]。针对导航、

制导等领域的非线性滤波问题, 基于函数线性化近似的 Extend Kalman Filter (EKF) 应用较为广泛^[12-13]。针对非线性高斯分布的情况, Julier 和 Uhlmann 提出了无迹卡尔曼滤波算法^[14]。另外文献^[15]提出欠观测条件下增量 Kalman 滤波的概念和定义, 并建立增量 Kalman 滤波模型及其分析方法, 可以在不精确的测量方程下应用, 提高卡尔曼滤波的精度。

基于上述滤波方法, 针对无人水面艇的双天线 GPS 定位测向装置的误差问题, 本文采用卡尔曼滤波的方法对 GPS 数据进行处理, 以获取更为精准的 GPS 数据信息, 实验仿真表明, 通过卡尔曼滤波方法能有效地提高 GPS 的数据精度。

1 测向系统及无人水面艇运动、观测方程

1.1 双天线 GPS 定位测向系统体系结构

无人水面艇双天线 GPS 定位测向系统基于工控机平台而建立, 主要硬件设备有 GPS 接收天线、GPS 接收机、串口、工控机、电台、发送数据天线等。其体系结构图如图 1 所示。

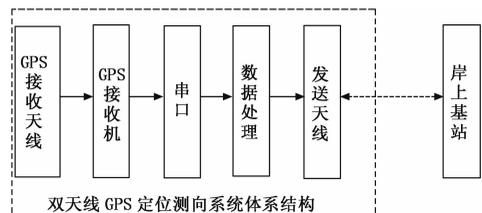


图 1 双天线 GPS 定位测向系统体系结构示意图

收稿日期:2014-04-18; 修回日期:2014-05-20。

基金项目:上海市科技攻关项目(11dz1205600);上海市自然科学基金(10ZR1413600);上海海事大学学术新人培育计划;上海海事大学研究生案例库课程建设项目。

作者简介:杨 钊(1989-),男,河南人,硕士研究生,主要从事船的港口检测自动化技术方向的研究。

首先 GPS 接收机通过天线接收 GPS 信号, 然后通过串口利用 RS232 协议将 GPS 信号传到工控机中进行滤波处理, 最后通过电台天线将处理好的 GPS 信号传到岸上基站。

1.2 无人水面艇运动及观测方程

无人水面艇的动力为两台位置固定的水下电动推进器^[16], 通过控制两侧螺旋桨的转速差来控制航向, 螺旋桨由直流电动机驱动。无人水面艇的运动模型如图 2 所示, θ 为无人水面艇的航向角, V 为无人水面艇的速度, V_x 和 V_y 分别表示无人水面艇在 X 轴以及 Y 轴方向上的速度。

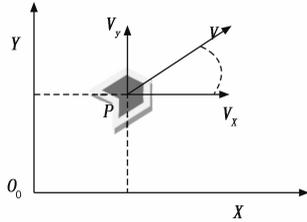


图 2 无人艇运动模型

建立连续时间方程如下:

$$x = \int V_x dt + W_{x_t} \quad (1)$$

$$y = \int V_y dt + W_{y_t} \quad (2)$$

$$V_x = \int a \cos \theta dt + W_{v_x t} \quad (3)$$

$$V_y = \int a \sin \theta dt + W_{v_y t} \quad (4)$$

$$\theta = \int \omega dt + W_{\theta_t} \quad (5)$$

其中: $W_{x_t}, W_{y_t}, W_{v_x t}, W_{v_y t}, W_{\theta_t}$ 分别为连续时间方程中各变量对应的噪声, a 为船的加速度, 在匀速运动的情况下 a 为零。 ω 为角加速度, 在匀速直线运动情况下该参数的值也为零。

在匀速直线运动的情况下, 将连续时间方程离散化, 建立带有干扰的离散数学模型如下:

$$x_k = x_{k-1} + V_{x(k-1)} \times T + W_x \quad (6)$$

$$y_k = y_{k-1} + V_{y(k-1)} \times T + W_y \quad (7)$$

$$V_{x(k)} = V_{x(k-1)} + W_{v_x} \quad (8)$$

$$V_{y(k)} = V_{y(k-1)} + W_{v_y} \quad (9)$$

$$\theta_{(k)} = \theta_{(k-1)} + W_{\theta} \quad (10)$$

其中: T 为采样周期, $W_x, W_y, W_{v_x}, W_{v_y}, W_{\theta}$ 为各变量对应的离散状态下的噪声。

$$V_{x(k-1)} = V_{k-1} \cos \theta_{k-1} \quad (11)$$

$$V_{y(k-1)} = V_{k-1} \sin \theta_{k-1} \quad (12)$$

$$\text{令 } \mathbf{X}_{k-1} = \begin{bmatrix} x_{k-1} & y_{k-1} & V_{x(k-1)} & V_{y(k-1)} & \theta_{(k-1)} \end{bmatrix}^T;$$

$$\Phi_{k/k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$W_{k-1} = \begin{bmatrix} W_x & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & W_y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & W_{v_x} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & W_{v_y} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & W_{\theta} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k/k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (13)$$

式中, $\Phi_{k/k-1}$ 称为 t_{k-1} 时刻到 t_k 时刻的一步转移矩阵; \mathbf{W}_{k-1} 为系统激励噪声序列, 系统噪声方差阵为 \mathbf{Q}_{k-1} 。

$$\mathbf{Q}_{k-1} = \begin{bmatrix} \sigma_x & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{v_x} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{v_y} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\theta} \end{bmatrix}$$

其中: $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_{v_x}, \sigma_{v_y}, \sigma_{\theta}$, 为各状态变量对应的离散状态下噪声的方差。

设:

$$Z_{x(k)} = x(k) + W_{cx(k)} \quad (14)$$

$$Z_{y(k)} = y(k) + W_{cy(k)} \quad (15)$$

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{W}_{c(k)} = \begin{bmatrix} W_{cx(k)} & 0 \\ 0 & W_{cy(k)} \end{bmatrix}.$$

则可得观测方程为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{W}_{c(k)} \quad (16)$$

式中, \mathbf{H}_k 为量测阵; $\mathbf{W}_{c(k)}$ 为量测噪声序列; \mathbf{R}_k 为量测噪声序列的方差阵。

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \sigma_{cx} & 0 \\ 0 & \sigma_{cy} \end{bmatrix}$$

其中: σ_{cx}, σ_{cy} 为量测方程在离散状态下的测量值所对应的噪声的方差。

1.3 卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波理论作为一种最优估计的实时递推算法, 采用信号与噪声的状态空间模型, 利用前一时刻的估计值和新时刻的观测值来更新对状态变量的估计, 求出新时刻的估计值, 适合于实时处理运算。

根据式 (13) 建立状态方程如式 (17) 所示

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k/k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (17)$$

式中, Γ_{k-1} 为系统噪声驱动矩阵; 在本文中设 Γ_{k-1} 为单位阵。

观测矩阵如式 (16) 所示, 则相应的卡尔曼方程式如下^[17]:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}) \\ K_k = P_{k/k-1} H_k^T (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \\ P_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} P_{k-1} \Phi_{k/k-1}^T + \Gamma_{k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \\ P_k = (1 - K_k H_k) P_{k-1} \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\hat{\mathbf{X}}_k$ 为离散状态 k 时刻的预估值, K_k 为 k 时刻的滤波增益矩阵, P_k 为 k 时刻的协方差矩阵, 各状态变量对应的离散状态下噪声的方差。

2 仿真实验

2.1 定点实验

为了进一步验证卡尔曼方法的实用性, 本文做了无人水面艇的静态定点实验, 选取测量数据的平均值点 (0, 0) 作为无

人艇的实际位置点, 初始协方差阵 $\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$

测量噪声协方差阵 $R = \begin{bmatrix} 0.16 & 0 \\ 0 & 0.16 \end{bmatrix}$ ，误差计算公式为

$$EMS_t = \sqrt{(\bar{X} - \bar{X}_t)^2 + (\bar{Y} - \bar{Y}_t)^2} \quad (19)$$

其中： \bar{X} 为观测或滤波后估计值的 X 轴坐标， \bar{Y} 为观测或滤波后估计值的 Y 轴坐标， \bar{X}_t, \bar{Y}_t 分别为 t 时刻的无人水面艇真实坐标值。

得到定点实验 GPS 测量值及卡尔曼滤波后的估计值的误差的仿真图如图 3 (a) 所示，得到定点实验测量点以及卡尔曼滤波后的估计值如图 3 (b) 所示。

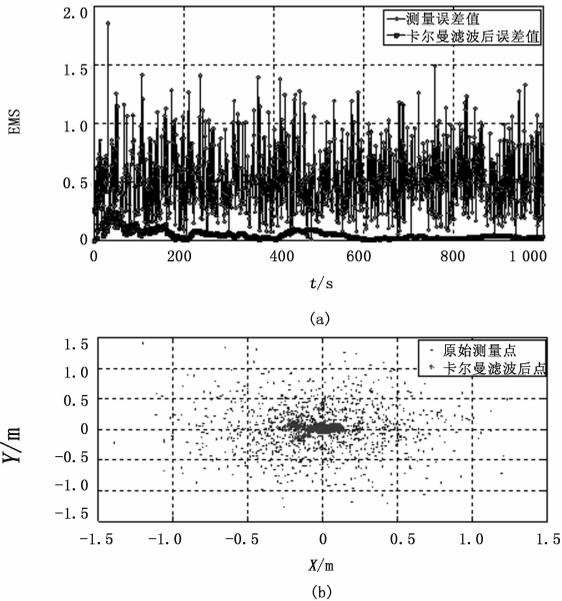


图 3 定点实验图

观测值的均方误差为 0.525 9，卡尔曼滤波后均方误差为 0.053 6。由图 3 也可知卡尔曼滤波算法在无人水面艇静态环境下也能起到很好的滤波效果，有效地提高了 GPS 的定位精度。

2.2 匀速运动模拟实验

由于实际情况中，无人水面艇会受到风、浪、流的干扰，严格的无人水面艇的匀速直线运动难以实现，所以利用所建立的数学模型进行无人水面艇的匀速航行 GPS 数据处理仿真实验，并通过控制测量噪声协方差阵使其方差符合无人艇的真实情况。设采样周期为 1 s，无人水面艇的初始位置航向角为 45°，速度 $V = 1.61 \text{ m/s}$ 。初始协方差阵 $P_0 =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 测量噪声协方差阵 } R = \begin{bmatrix} 0.11 & 0 \\ 0 & 0.11 \end{bmatrix}.$$

得到无人艇匀速直线运动时的 GPS 实时测量值如图 4 (a) 所示，同时经过卡尔曼滤波得到滤波后估计值的仿真图如图 4 (b) 所示。

在本次测量仿真实验中的 GPS 测量值的均方误差为 0.505 2，经过卡尔曼滤波后 GPS 的均方误差为 0.202 4。仿真实验表明，在低速情况下卡尔曼滤波能够使误差更小。

模拟实验船速较低，为了验证船速比较高时卡尔曼滤波方

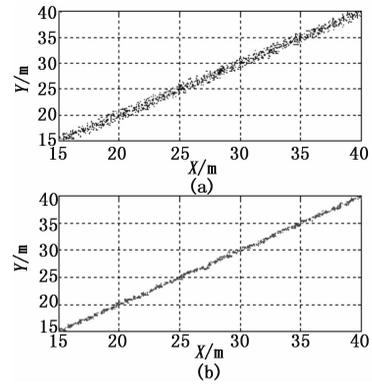


图 4 匀速直线实验图

法也有很好的滤波效果，模拟如下：

根据实际情况的限制，在此设无人艇的速度为 $V = 3.23 \text{ m/s}$ ，得到无人艇匀速高速直线运动时的 GPS 实时测量值如图 5 (a) 所示，同时经过卡尔曼滤波得到滤波后估计值的仿真图如图 5 (b) 所示。

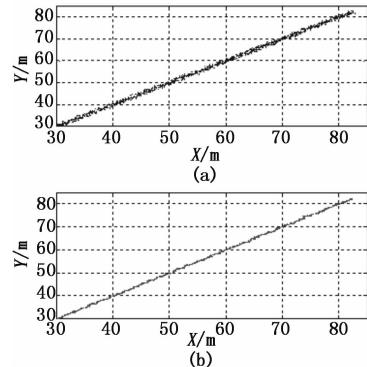


图 5 匀高速运动实验图

无人水面艇在高速运动下观测值的均方误差为 0.500 3，经卡尔曼滤波后的均方误差为 0.210 4。由仿真数据结果及仿真图可知，在高速状态下卡尔曼滤波方法也能很好地滤波，提高定位精度。

2.3 有干扰运动模拟实验

由前面实验可以看出，在无干扰情况下卡尔曼滤波算法能达到很好的效果，但是在大海中时刻都可能风、浪、流干扰，因此在风浪流干扰的情况下进行卡尔曼滤波的模拟仿真实验。模拟在干扰情况下接收 GPS 位置信号点状图如图 6 (a) 所示，根据接受的 GPS 信号进行卡尔曼滤波得到滤波后路径如图 6 (b) 所示。

无人水面艇在高速运动并有风、浪、流干扰的情况下观测值的均方误差为 0.504 3，经卡尔曼滤波后的均方误差为 0.355 3。由计算结果及仿真图可知在高速状态并有风、浪、流干扰的情况下卡尔曼方法也能很好地滤波，提高定位精度。

3 结论

在海上难免会受到风、浪、流的环境因素的干扰，双天线 GPS 定位测向系统对于无人艇来说至关重要。由于双天线 GPS 定位测向装置可同时输出位置、航向和速度信息，本文通过艇体运动中的位置与速度及航向关系，建立数学模型，并以此关系利用卡尔曼滤波算法对无人水面艇的 GPS 数据进行

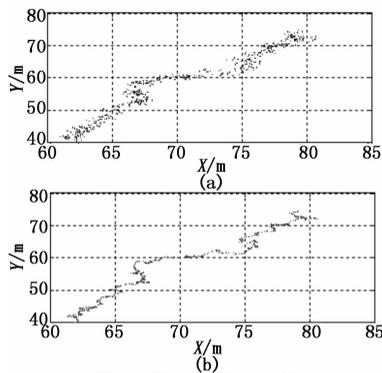


图 6 干扰情况实验图

滤波处理以获得更为精准的 GPS 数据。首先建立了无人艇运动状态的数学方程, 对无人水面艇在静止、低速及高速运动状态的 GPS 数据进行了处理。仿真结果表明, 在这 3 种情况下卡尔曼滤波方法能够提高 GPS 定位精度。最后, 在干扰情况下的无人艇运动仿真实验中, 经过卡尔曼滤波后测量数据的均方误差明显降低。所以在本文实验平台上采用卡尔曼滤波算法可以有效提高 GPS 侧向系统的定位精度。

参考文献:

[1] 徐玉如, 肖 坤. 智能海洋机器人技术进展 [J]. 自动化学报, 2007, 33 (5): 518-521.
 [2] Bertram V. Unmanned Surface Vehicles—A Survey, 2008. [DB/OL]. http://www.skibstekniskelskab.dk/public/documenter/Skibsteknisk/Download%20materiale/2008/10%20marts%2008/USVsurvey_DTU.pdf.
 [3] Navy US. The Navy Unmanned Surface Vehicle (USV) Master Plan, July 2007 [Z/OL], <http://www.navy.mil/navydata/technology/usvmppr.pdf>.
 [4] By Marco Bibuli, Massimo Caccia, Lionel Lapierre, and Gabriele

Bruzzone. Guidance of Unmanned Surface Vehicles [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 9: 92-102.
 [5] Bibuli M, Bruzzone G, Caccia M, G et al. Line Following Guidance Control: Application to the Charlie Unmanned Surface Vehicle [A]. 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [C]. Acropolis Convention Center Nice, France, Sept, 22-26, 2008; 3641-3646.
 [6] 陈忠贵, 帅 平, 曲广吉. 现代卫星导航系统技术特点与发展趋势分析 [J]. 中国科学, 2009, 39 (4): 686-695.
 [7] 李金刚, 谷 敏. 最小二乘滤波在某型火控系统信息处理中的应用 [J]. 航天电子对抗, 2006, 22 (3): 54-56.
 [8] 刘恒辉, 丁 健, 王 璠. 卡尔曼滤波粗差探测在 GPS 变形监测中的应用 [J]. 2013, 38 (2): 87-90.
 [9] 王小东. 卡尔曼滤波在卫星导航中的应用研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2008.
 [10] 张 勇, 田林亚, 马丙浩, 等. 卡尔曼滤波在 GPS 精密单点定位中的应用研究 [J]. 2013, (7.): 8-11.
 [11] 洪海斌, 郭 杭, 殷 红, 李英成. 一种提高导航精度的改进滤波方法 [J]. 测绘通报, 2013, 6: 9-11.
 [12] Sunabara Y. An approximate method of state estimation for nonlinear dynamical system [J]. Journal Basic Engineering, 1970, 9 (2): 385-393.
 [13] Fujimoto O, Okita Y, Ozaki S. Nonlinearity compensation extended Kalman filter and its application to target motion [J]. Oki Technical Review, 1997, 63 (159): 1-12.
 [14] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear system [A]. Proceeding of the American Control Conference [C]. Seattle, WA, USA: IEEE, 1995: 1628-1632.
 [15] 傅惠民, 吴云章, 姜泰山. 欠观测条件下的增量 Kalman 滤波方法 [J]. 机械强度, 2012, 34 (1): 43-47.
 [16] 张晓杰. 无人水面艇的路径跟踪方法研究 [D]. 上海: 上海海事大学, 2012.
 [17] 宋迎春. 动态定位中的卡尔曼滤波研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2006.

(上接第 2895 页)

器, 观测轮对振动位移, 利用线性赫兹接触理论, 计算得到轮轨力, 对比了不同工况下轮轨力观测结果。结果表明, 在一定的条件下, 轮轨力观测值与仿真值能够很好的吻合, 验证了该方法的可行性, 为轮轨力的实时估计提供了一种理论方法。由于模型只考虑单轮对模型, 因此未来还要进行以下方面的研究:

- (1) 建立具有二系悬挂的车辆垂向动力学模型, 建立状态空间方程, 系统可观可控性分析, 观测轮轨力;
- (2) 建立车辆—轨道耦合动力学模型, 把车辆轨道作为一个整体建立状态向量方程, 设计轮轨力状态观测器, 观测轮轨力。

参考文献:

[1] 祖宏林, 张志超, 汪伟. 轮轨力测量在高速铁路轨道检测中的应用研究 [J]. 铁道机车车辆, 2012, 32 (4): 19-24.
 [2] 李 彬, 林建辉. 基于轨道轮轨力连续测试的车辆运行状态地面安全监测系统的研究 [J]. 实用测试技术, 2002, 9. (5): 9-10
 [3] Akira Matsumoto, 等. 一种测试轮轨力的新方法 [J]. 国外铁道车辆, 2013, 50 (7): 30-36.
 [4] 翟婉明. 车辆—轨道耦合动力学 (第三版) [M]. 北京: 科学出版社, 2006.

[6] 陈 果. 车辆—轨道耦合系统随机振动分 [J]. 成都: 西南交通大学, 2000.
 [5] 赵明旺, 王 杰, 江卫华. 现代控制理论 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2007.
 [7] Eric G. Berggren, Martin X. D. Li, Jan Spannar. A new approach to the analysis and presentation of vertical track geometry quality and rail roughness [J]. Wear 2008 (265): 1488-1496.
 [8] 苏海涛. 汽车非线性轮胎力的估计方法研究 [J]. 长春: 吉林大学, 2007.
 [9] Kalil Erazo, Eric M. Hernandez. A model-based observer for state and stress estimation in structural and mechanical systems: Experimental validation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 10.
 [10] 陈德玲, 殷承良, 陈 俐. 基于状态观测器的主动前轮转向研究 [J]. 中国机械工程, 2007, 18 (24): 3019-3023.
 [11] 张明月, 杨洪波, 贾宏光. 基于降维观测器的电动舵机 PID_LQR 控制 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (7): 1800-1806.
 [12] 张 文, 齐晓慧. 降维观测器的两种设计方法及算例 [J]. 军械工程学院学报, 2005, 17 (3): 62-64.
 [13] 陈 果, 翟婉明. 铁路轨道不平顺随机过程的数值模拟 [J]. 西南交通大学学报, 1999, 4 (2): 138-142.