

文章编号:1671-1637(2014)03-0052-06

## 基于边缘粒子滤波的高速列车性能参数估计方法

丁建明<sup>1</sup>, 林建辉<sup>1</sup>, 王 晗<sup>2</sup>, 黄晨光<sup>1</sup>, 赵 洁<sup>1</sup>

(1. 西南交通大学 牵引动力国家重点实验室, 四川 成都 610031; 2. 南车四方车辆有限公司, 山东 青岛 266111)

**摘要:**针对高速列车参数估计中参数增广为状态变量时所出现的非线性问题,提出一种基于边缘粒子滤波的参数估计方法。在 Rao-Blackwellised(RB)框架下,将高速列车性能参数估计的概率模型进行分块化处理。应用卡尔曼滤波对线性的状态块进行一步预测和测量更新,应用粒子滤波对非线性的参数块进行一步预测与测量更新,实现参数的动态估计,并通过理论分析和高速列车参数估计实例验证了方法的有效性。分析结果表明:与经典的扩展卡尔曼滤波相比,提出的方法具有对初值免疫和算法稳定的特点;参数估计误差快速收敛到5%以内,且提出的参数估计方法是无偏估计,具有较好的工程适用性。

**关键词:**高速列车;性能参数;边缘粒子滤波;参数估计

**中图分类号:**U260.11 **文献标志码:**A

### Performance parameter estimation method of high-speed train based on Rao-Blackwellised particle filter

DING Jian-ming<sup>1</sup>, LIN Jian-hui<sup>1</sup>, WANG Han<sup>2</sup>, HUANG Chen-guang<sup>1</sup>, ZHAO Jie<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China;  
2. CSR Sifang Co., Ltd., Qingdao 266111, Shandong, China)

**Abstract:** In order to solve the nonlinear problems caused in augmenting the state vector of the performance parameters of high-speed train, a method of parameter estimation based on Rao-Blackwellised particle filter(RBPF) was developed. Under the framework of Rao-Blackwellised (RB) principle, the probabilistic model of parameter estimation was divided. The Kalman filter (KF) was applied for the prediction time step and measurement update of linear state block and the RBPF was applied for the prediction time step and measurement update of nonlinear parameter block to realize the dynamic estimation. Through theoretical analysis and parameter estimation example of high-speed train, the validity of RBPF method for parameter dynamic estimation was verified. Analysis result shows that compared with the classical extended KF (EKF) method, RBPF method has the characteristics of initial immunity and algorithm stability. RBPF method shows its good engineering applicability for the minor parameter estimation error which is less than 5%, and inexistence of estimation deviation. 7 figs, 15 refs.

**Key words:** high-speed train; performance parameter; RBPF; parameter estimation

**Author resume:** DING Jian-ming(1981-), male, assistant researcher, PhD, +86-28-87600558, fdingjianming@126.com.

收稿日期:2014-02-07

基金项目:国家自然科学基金项目(61134002,51305358);国家863计划项目(2011AA110501)

作者简介:丁建明(1981-),男,四川平昌人,西南交通大学助理研究员,工学博士,从事机车车辆故障诊断研究。

## 0 引言

近年来,高速列车动力学相关研究表明:高速列车的性能参数严重影响列车运行的蛇行稳定性能、曲线通过性能、平稳性能和脱轨安全性能等关键动力学特性,同时参数值的大小也表征了部件本身的工作状态<sup>[1-6]</sup>,因此,性能参数的估计为高速列车的状态监测、性能评估和关键部件的故障诊断提供了一种有效的方法和技术途径,对保障高速列车的行车安全具有十分重要的意义。

然而,目前国内外关于机车车辆参数估计的研究还处于起步阶段,研究成果较少。Ghanem等应用 Bayesian 最小二乘法估计车辆参数<sup>[7]</sup>。从20世纪80年代到20世纪末,机车车辆参数估计研究比较滞后,基本没有相关研究报道。随着客车向高速化、货车向重载高速化方向发展,车辆在高速、重载、高密度并行的严酷环境下服役,对车辆的动力学性能和安全监测提出了更高要求。由于车辆性能参数变化根本上反映了车辆服役性能的变化,对车辆性能参数估计的研究又受到了研究人员的高度重视, Li等将现代滤波技术(卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波、粒子滤波等)与车辆的对象结构(动力学微分方程)有机结合,在贝叶斯滤波框架下开展参数估计的研究,取得了一定的研究成果<sup>[8-10]</sup>,但估计参数的数量较少。在参数估计中,将被估计参数看作变量并增广为状态变量时,会引起参数与状态之间的非线性问题。然而,基于扩展卡尔曼滤波的参数估计方法需要将非线性问题转化为线性问题,在参数的某些初值条件下,存在强非线性,导致方差矩阵奇异,参数估计的算法发散,同时线性化必然造成参数估计是一种有偏估计<sup>[11-14]</sup>;粒子滤波能够很好地处理参数与状态变量的非线性问题,但是粒子滤波存在维数灾难<sup>[12]</sup>,因此,基于粒子滤波的参数估计方法对于高速列车这样的增广高维动力系系统难以奏效,同时最小二乘法估计车辆参数也存在数值发散的问题<sup>[7]</sup>。

基于上述分析,本文在 Rao-Blockwellised(RB)框架下<sup>[13]</sup>,将边缘粒子滤波与高速列车的动力学模型有机结合,对高速列车性能参数估计的概率模型进行分块化处理,应用卡尔曼滤波对状态块进行一步预测和测量更新,得到状态估计的解析解,降低粒子滤波的状态空间的维数,消除粒子滤波维数灾难,应用粒子滤波对参数块进行一步预测与测量更新,得到参数估计的近似解,避免非线性的线性近似问题,提高了估计精度和算法的收敛性。最后通过理

论分析和实例对参数估计的方法进行了验证。

## 1 高速列车性能参数估计的概率模型

### 1.1 高速列车性能参数估计的动力学模型

本文以二分之一的高速车辆横向动力学模型为对象<sup>[9]</sup>,识别模型内的关键性能参数。高速列车横向动力学模型见图1。

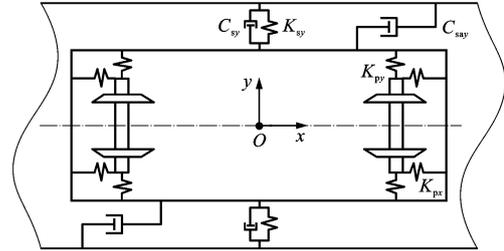


图1 高速列车横向动力学模型

Fig. 1 Horizontal dynamics model of high-speed train

该模型完整描述了一系横向刚度、一系纵向刚度、二系横向刚度、二系横向阻尼、抗蛇行阻尼、车体质量、构件质量、构件摇头转动惯量、轮对质量、轮对摇头转动惯量等物理参数对应的物理模型连接关系。同时,在输入激励一定的情况下,这些物理参数决定了高速列车轮对、构架和车体的横向响应特征与规律,从而使高速列车的物理参数与横向响应信号建立紧密关联关系。正是利用了物理结构上的这种关联关系,才使得通过高速列车的横向响应信号估计影响横向响应的关键物理参数变为可能。

横向运动学的数学模型描述为前轮对的横移振动与摇头振动、后轮对的横移振动与摇头振动、构架的横移振动与摇头振动和车体的横移振动,共计7个自由度,由7个微分方程进行描述,前轮对的横移振动方程为

$$m_w \ddot{y}_{w1} = -\frac{2f_{22}}{v} \dot{y}_{w1} - K_{py} y_{w1} + 2f_{22} \phi_{w1} + K_{py} y_b + K_{py} a \phi_b \quad (1)$$

前轮对的摇头振动方程为

$$I_{wz} \ddot{\phi}_{w1} = -\frac{2f_{11} l_0^2}{v} \dot{\phi}_{w1} - K_{pt} b^2 \phi_{w1} + K_{pt} b^2 \phi_b - \frac{2f_{11} \lambda l_0}{r_0} d_1 \quad (2)$$

后轮对的横移振动方程为

$$m_w \ddot{y}_{w2} = -\frac{2f_{22}}{v} \dot{y}_{w2} - K_{py} y_{w2} + 2f_{22} \phi_{w2} + K_{py} y_b - K_{py} a \phi_b \quad (3)$$

后轮对的摇头振动方程为

$$I_{wz}\ddot{\psi}_{w2} = -\frac{2f_{11}l_0^2}{v}\dot{\psi}_{w2} - K_{pr}b^2\psi_{w2} + K_{pr}b^2\psi_b - \frac{2f_{11}\lambda l_0}{r_0}d_2 \quad (4)$$

构架的横移振动方程为

$$m_b\ddot{y}_b = K_{py}y_{w1} + K_{py}y_{w2} - C_{sy}\dot{y}_b - (2K_{py} + K_{sy})y_b + C_{sy}\dot{y}_{bd} + K_{sy}y_{bd} \quad (5)$$

构架的摇头振动方程为

$$I_b\ddot{\psi}_b = aK_{py}y_{w1} + K_{pr}b^2\psi_{w1} - aK_{py}y_{w2} + K_{pr}b^2\psi_{w2} - C_{saly}L_{bw}^2\dot{\psi}_b - (2a^2K_{py} + 2K_{pr}b^2)\psi_b \quad (6)$$

车体的横移振动方程为

$$m_{bd}\ddot{y}_{bd} = C_{sy}\dot{y}_b + K_{sy}y_b - C_{sy}\dot{y}_{bd} - K_{sy}y_{bd} \quad (7)$$

前轮对的轨道横向不平顺输入为

$$\dot{d}_1 = \dot{y}_{w1} - \dot{y}_{t1} \quad (8)$$

后轮对的轨道横向不平顺输入为

$$\dot{d}_2 = \dot{y}_{w2} - \dot{y}_{t2} \quad (9)$$

式中： $y_{w1}$ 、 $y_{w2}$ 分别为前后轮对的横向位移； $y_b$ 为构架的横向位移； $y_{bd}$ 为车体的横向位移； $\psi_{w1}$ 、 $\psi_{w2}$ 分别为前后轮对的摇头角； $d_1$ 、 $d_2$ 分别为前后轮对相对轨道横向不平顺输入的差； $y_{t1}$ 、 $y_{t2}$ 分别为前后车轮对应轨道处的横向不平顺； $\psi_b$ 为构架的摇头角； $m_w$ 、 $m_b$ 、 $m_{bd}$ 分别为轮对质量、构架质量和车体质量的一半； $I_{wz}$ 、 $I_b$ 分别为轮对和构架的摇头转动惯量； $K_{py}$ 、 $K_{pr}$ 分别为一系横向刚度与纵向刚度； $K_{sy}$ 为二系横向刚度； $C_{sy}$ 、 $C_{saly}$ 分别为二系横向阻尼、抗蛇行减振器阻尼； $f_{11}$ 、 $f_{22}$ 分别为纵向蠕滑系数和横向蠕滑系数； $a$ 为构架轮对纵向距离的一半； $b$ 为轮对长度的一半； $L_{bw}$ 为构架宽度距离的一半； $l_0$ 为轮对两滚动圆之间的距离； $\lambda$ 为等效锥度； $v$ 为车速； $r_0$ 为车轮半径。

设状态向量为

$$\mathbf{X}(t) = (\dot{y}_{w1}, y_{w1}, \dot{\psi}_{w1}, \psi_{w1}, \dot{y}_{w2}, y_{w2}, \dot{\psi}_{w2}, \psi_{w2}, \dot{y}_b, y_b, \dot{\psi}_b, \psi_b, \dot{y}_{bd}, y_{bd}, d_1, d_2)^T$$

应用状态变量将式(1)~(9)表示为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) \quad (10)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{u}(t) = (\dot{y}_{t1}, \dot{y}_{t2})^T$$

式中： $\mathbf{A}$ 为状态转移矩阵。

## 1.2 高速列车性能参数估计的概率模型

应用定义法<sup>[14]</sup>对连续状态方程式(10)离散化,得到关于参数的离散化状态方程为

$$\mathbf{X}(n+1) = \mathbf{E}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{X}(n) + \mathbf{F}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{u}(n) \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\theta} = (m_w, m_{bd}, I_b, K_{pr}, C_{sy}, a, L_{bw}, f_{22}, \lambda, m_b, I_{wz}, K_{py}, K_{sy}, C_{saly}, b, l_0, f_{11}, r_0)$$

式中： $\mathbf{E}(\boldsymbol{\theta})$ 为状态转移矩阵； $\mathbf{F}(\boldsymbol{\theta})$ 为轨道不平顺输入矩阵； $n$ 为离散时间； $\mathbf{X}(n)$ 、 $\mathbf{u}(n)$ 分别为时刻  $n$  离散的系统状态和系统输入。

在实际中,质量参数、几何参数几乎没有变化,只是性能参数存在变化,因此,被估计的参数矢量为

$$\boldsymbol{\theta}_g = (C_{sy}, \lambda, K_{py}, K_{sy}, C_{saly})$$

应用核光滑方法<sup>[15]</sup>对参数矢量进行辅助进化,进化的估计参数为

$$\boldsymbol{\theta}_g(n+1) = \alpha\boldsymbol{\theta}_g(n) + (1-\alpha)\bar{\boldsymbol{\theta}}_n + \mathbf{W}_n^0 \quad (12)$$

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\theta}_{g,i}$$

$$\mathbf{W}_n^0 \in N(0, h^2\mathbf{V}_n)$$

$$h^2 = 1 - \alpha^2$$

$$\mathbf{V}_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\boldsymbol{\theta}_{g,i} - \bar{\boldsymbol{\theta}}_n)(\boldsymbol{\theta}_{g,i} - \bar{\boldsymbol{\theta}}_n)^T$$

$$\alpha = \frac{3\delta - 1}{2\delta} \quad 0 < \delta < 1$$

式中： $\alpha$ 为折中因子,一般取值在 0.95~0.99 之间； $\bar{\boldsymbol{\theta}}_n$ 为在时刻  $n$  参数的蒙特卡罗均值； $\mathbf{W}_n^0$ 为噪声； $\mathbf{V}_n$ 为参数在时刻  $n$  的方差矩阵； $N$ 为粒子总个数； $\boldsymbol{\theta}_{g,i}$ 为第  $i$  个粒子估计的参数值。

在前后轮对、构架、车体安装横向加速度传感器,在构架上安装陀螺测试构架的摇头角速度,因此,对应的观测方程为

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g)\mathbf{X}(n) + \mathbf{V}(n) \quad (13)$$

式中： $\mathbf{y}(n)$ 为时刻  $n$  的观测值； $\mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g)$ 为观测矩阵； $\mathbf{V}(n)$ 为时刻  $n$  的观测噪声。

将状态方程式(11)和参数辅助进化方程式(12)增广为 $(\mathbf{X}(n+1), \boldsymbol{\theta}_g(n+1))$ ,并与观测方程式(13)联合,得到高速列车性能参数识别的概率模型为

$$\mathbf{X}(n+1) = \mathbf{E}(\boldsymbol{\theta}_g)\mathbf{X}(n) + \mathbf{F}(\boldsymbol{\theta}_g)\mathbf{u}(n) \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\theta}_g(n+1) = \alpha\boldsymbol{\theta}_g(n) + (1-\alpha)\bar{\boldsymbol{\theta}}_n + \mathbf{W}_n^0 = f[\boldsymbol{\theta}_g(n)] + \mathbf{W}_n^0 \quad (15)$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g)\mathbf{X}(n) + \mathbf{V}(n) \quad (16)$$

式(14)在参数  $\boldsymbol{\theta}_g(n)$  确定的条件下为线性状态方程,式(15)为非线性状态方程,式(16)为观测方程,参数  $\boldsymbol{\theta}_g(n)$  与状态  $\mathbf{X}(n+1)$  之间明显存在非线性关系,因此,在 RB 框架下,应用粒子滤波对式(15)进行滤波估计,应用卡尔曼滤波对式(14)进行滤波估计。在 RB 框架下的具体融合与分块处理规则为:将线性状态部分  $\mathbf{X}(n)$  和参数估计部分  $\boldsymbol{\theta}_g(n)$

增广为增广状态变量

$$\mathbf{X}_n = (\mathbf{X}(n), \boldsymbol{\theta}_g(n))^T$$

增广状态变量后验概率密度函数在边缘概率密度函数条件下(RB框架)可以分解为

$$P(\mathbf{X}_n | \mathbf{Z}_n) = P(\mathbf{X}(n), \boldsymbol{\theta}_g(n) | \mathbf{Z}_n) = P(\mathbf{X}(n) | \boldsymbol{\theta}_g(n), \mathbf{Z}_n) P(\boldsymbol{\theta}_g(n) | \mathbf{Z}_n)$$

在接收到采集数据  $\mathbf{Z}_n = (y(0), y(1), \dots, y(n))$  后,在最小均方误差的条件下,增广状态变量  $\mathbf{X}_n$  的估计可描述为

$$\mathbf{X}_n = \int \mathbf{X}_n P(\mathbf{X}_n | \mathbf{Z}_n) d\mathbf{X}_n = \iint [(\mathbf{X}(n), \boldsymbol{\theta}_g(n)) \cdot P(\mathbf{X}(n) | \boldsymbol{\theta}_g(n), \mathbf{Z}_n) d\mathbf{X}(n)] P(\boldsymbol{\theta}_g(n) | \mathbf{Z}_n) d\boldsymbol{\theta}_g(n)$$

当  $\boldsymbol{\theta}_g(n)$  已知时,  $\mathbf{X}(n)$  为线性系统,可由卡尔曼滤波实现状态估计的解析解,粒子滤波只处理低维的参数部分后验概率密度  $P(\boldsymbol{\theta}_g(n) | \mathbf{Z}_n)$  的预测与更新,充分利用了2种滤波方法的优点,避免了它们在实际应用中的不足,避开了卡尔曼滤波处理非线性问题和粒子滤波处理高维状态空间问题的困难。

## 2 性能参数估计模型

将标准粒子滤波与卡尔曼滤波在RB框架下进行融合,用卡尔曼滤波分块处理状态方程的线性变量部分,用粒子滤波分块处理状态方程的非线性变量部分,实现线性状态变量与参数变量在贝叶斯框架下的分割,达到状态变量降维,提高计算效率和估计精度的目的。基于RBPF的高速列车参数识别模型的具体算法如下。

Step 1:系统初始化阶段。单个粒子相关状态变量的初始化为

$$\mathbf{X}_{1|0}(i) = \mathbf{X}_0$$

式中:  $\mathbf{X}_0$  为粒子的任意初始值;  $\mathbf{X}_{1|0}(i)$  为粒子  $i$  在0时刻对1时刻的预测值。

单个粒子相关状态方差的初始化为

$$\mathbf{M}_{1|0}(i) = \mathbf{M}_0 \\ \boldsymbol{\theta}_{g,1|0}(i) \in \mathbf{U}(\boldsymbol{\theta}_{g,0} | \mathbf{Z}_0)$$

式中:  $\mathbf{U}(\boldsymbol{\theta}_{g,0} | \mathbf{Z}_0)$  为参数范围均匀分布;  $\mathbf{M}_0$  为单个粒子的初始方差;  $\mathbf{M}_{1|0}(i)$  为粒子  $i$  在0时刻对1时刻方差的预测值。

Step 2:参数实时估计阶段。针对每个采集时刻  $n$  进行迭代计算。

Step 2.1:估计和归一化每个粒子矢量的权重,即

$$\alpha'_n(i) = P(\mathbf{y}_n | \mathbf{Z}_{n-1}, \boldsymbol{\theta}_{g,n|n-1}(i)) \in N(\mathbf{y}_n | \mathbf{z}_{n-1}(i), \mathbf{R}_n(i))$$

$$\alpha_n(i) = \frac{\alpha'_n(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha'_n(i)}$$

$$\mathbf{y}_{n|n-1}(i) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g) \mathbf{X}_{n|n-1}(i)$$

$$\mathbf{R}_n(i) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g) \mathbf{P}_{n|n-1}(i) \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g)^T + \mathbf{Q}_{V(n)}$$

式中:  $\boldsymbol{\theta}_{g,n|n-1}(i)$  为粒子  $i$  在  $n-1$  时刻对  $n$  时刻的预测值;  $\mathbf{Q}_{V(n)}$  为观测噪声  $\mathbf{V}(n)$  的方差。

Step 2.2:估计参数对应状态的非线性粒子估计为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_n = \sum_{i=1}^N \alpha_n(i) \boldsymbol{\theta}_{g,n|n-1}(i) \quad (17)$$

Step 2.3:对于状态  $\mathbf{X}_{n|n-1}(i)$ ,方差  $\mathbf{P}_{n|n-1}(i)$  相关粒子进行重采样得到新的参数、状态和方差组合  $\{\boldsymbol{\theta}_{g,n}(i), \mathbf{X}_{n|n-1}(i), \mathbf{P}_{n|n-1}(i)\}$ ,  $\boldsymbol{\theta}_{g,n}(i)$  由系统重采样算法确定,即满足函数为

$$r(\boldsymbol{\theta}_{g,n}(i) = \boldsymbol{\theta}_{g,n|n-1}(i)) = \alpha_n(i)$$

Step 2.4:对每个粒子矢量关联的卡尔曼滤波进行状态的测量更新,即

$$\mathbf{R}_n(i) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g) \mathbf{P}_{n|n-1}(i) [\mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g)]^T + \mathbf{Q}_{V(n)}$$

$$\boldsymbol{\Delta}_n(i) = \mathbf{P}_{n|n-1}(i) [\mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g)]^T [\mathbf{R}_n(i)]^{-1}$$

$$\mathbf{X}_n(i) = \mathbf{X}_{n|n-1}(i) + \boldsymbol{\Delta}_n(i) [y(n) - \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g) \mathbf{X}_{n|n-1}(i)]$$

$$\mathbf{P}_n(i) = [\mathbf{I} - \boldsymbol{\Delta}_n(i) \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_g)] \mathbf{P}_{n|n-1}(i)$$

Step 2.5:参数粒子的一步时间预测更新为

$$\boldsymbol{\theta}_{g,n+1|n}(i) = \alpha \boldsymbol{\theta}_{g,n} + \frac{1-\alpha}{N} \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\theta}_{g,n}(i) + \mathbf{W}_n^g$$

Step 2.6:对每个粒子矢量关联的卡尔曼滤波进行状态均值和方差一步预测更新,分别为

$$\mathbf{X}_{n+1|n}(i) = \mathbf{E}(\boldsymbol{\theta}_g) \mathbf{X}_n(i) + \mathbf{B} \mathbf{u}(n)$$

$$\mathbf{P}_{n+1|n}(i) = \mathbf{E}(\boldsymbol{\theta}_g) \mathbf{P}_n(i) [\mathbf{E}(\boldsymbol{\theta}_g)]^T + \mathbf{F}(\boldsymbol{\theta}_g) \mathbf{Q}_{V(n)} [\mathbf{F}(\boldsymbol{\theta}_g)]^T$$

接收到不同时刻的观测信号后,通过上述步骤的迭代计算得参数的估计值,即式(17)的计算结果。

## 3 高速列车性能参数估计模型验证

### 3.1 理论验证

为了从理论上验证该参数估计模型对线性状态系统因参数估计带来的非线性问题,以低维条件线性高斯系统为例进行参数估计。算例中的状态方程和观测方程分别为

$$\begin{cases} \mathbf{X}(n) = \begin{bmatrix} 0 & 1.5 \\ x_1 & x_2 \end{bmatrix} \mathbf{X}(n-1) + \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} \mathbf{u}(n-1) + \begin{bmatrix} -1.0 \\ -1.3 \end{bmatrix} \mathbf{W}(n-1) \\ \mathbf{y}(n) = (1, 0) \mathbf{X}(n) + \mathbf{V}(n) \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $x_1, x_2, x_3, x_4$  均为被估计参数。

状态方程过程噪声  $W(n-1)$  的统计特征满足关系为

$$E[V(n)] = E[W(n)] = 0$$

$$E\{V(n)[V(j)]^T\} = 0.1\delta(n-j)$$

观测噪声的统计特征满足关系为

$$E\{W(n)[W(j)]^T\} = 0.1\delta(n-j)$$

$$E[V(n)W(j)] = 0$$

假设输入变量  $u(n-1)$  为一个零均值的高斯白噪声序列,其统计特性为

$$E[u(n)] = 0$$

$$E[u^2(n)] = 1$$

应用本文提出的参数估计模型和经典 EKF 参数估计模型<sup>[9]</sup>对状态方程中的参数  $x_1, x_2, x_3, x_4$  进行估计,结果分别见图 2~5。

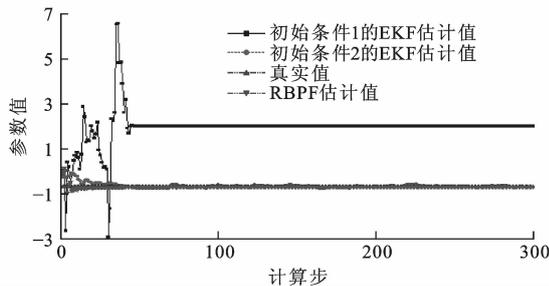


图 2 参数  $x_1$  的估计结果

Fig. 2 Estimation result of parameter  $x_1$

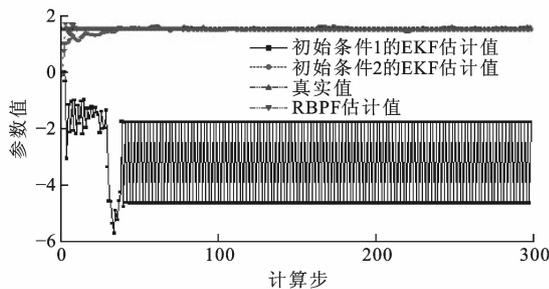


图 3 参数  $x_2$  的估计结果

Fig. 3 Estimation result of parameter  $x_2$

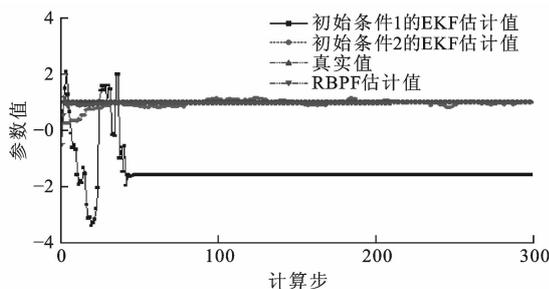


图 4 参数  $x_3$  的估计结果

Fig. 4 Estimation result of parameter  $x_3$

在图 2~5 中,初始条件 1 为  $(0, 0, 0, 0)$ , 初始条件 2 为  $(-0.26, 1, 0.24, -0.5)$ 。在初始条件 1

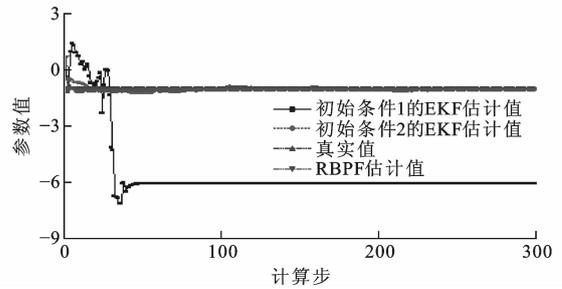


图 5 参数  $x_4$  的估计结果

Fig. 5 Estimation result of parameter  $x_4$

时,EKF 估计的参数值发散。在初始条件 2 时,EKF 估计的参数值收敛。经典的 EKF 方法的参数估计对初值敏感,不同初值导致非线性状态方程在线性化过程中其状态转移矩阵呈现病态,从而引起参数估计的数值发散。不同初始条件下参数估计的收敛性不同,应用 EKF 估计参数对初始状态敏感。针对初始条件 1,EKF 参数估计发散的条件下,应用 RBPF 方法估计模型参数,估计结果收敛,参数的估计值与真实值更加接近,误差小,收敛速度更快。RBPF 方法获得满意的参数估计结果,说明了本文提出的参数估计模型对初值免疫,算法稳定。

### 3.2 试验验证

在武广线上,新出厂的车辆按  $300 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$  匀速运行在平直轨道上,以采样频率  $1000 \text{ Hz}$  采集数据(数据采集路段无超高,无会车,无隧道),然后对采集数据进行  $0 \sim 40 \text{ Hz}$  的低频滤波。以前后轮对、构架、车体横向加速度、构架摇头角速度的线路实测的某段信号为观测信号,输入到本文提出的参数估计模型,获得了参数估计的满意效果,参数的归一化估计见图 6,同时也把同样的观测数据输入到经典的 EKF 参数估计模型(图 7),本文尝试了 10 种不同参数初值,均没有获取一组收敛而有意义的参数估计值,限于篇幅未一一列举。

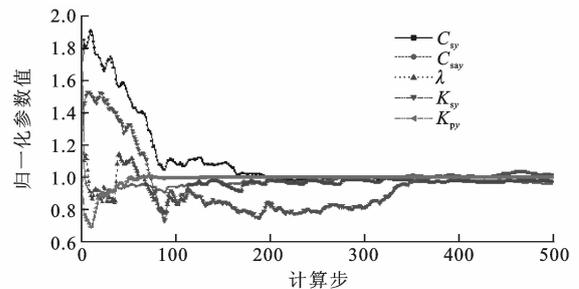


图 6 高速列车性能参数归一化估计

Fig. 6 Normalized estimations of performance parameters of high-speed train

从图 6 中可以看出,参数估计结果收敛,最终收敛结果趋近于 1,说明基于 RBPF 的参数估计方法

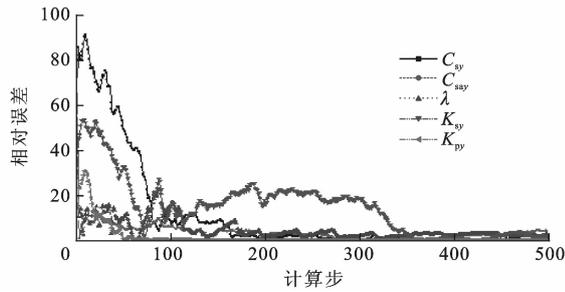


图7 性能参数估计的相对误差

Fig. 7 Relative estimation errors of performance parameters

是一种无偏估计,能在线路随机振动条件下取得收敛的估计结果。参数的相对误差在观测迭代 350 步以后,参数的估计误差在 5% 以内,参数估计值收敛较快,达到了满意的估计效果,适合实际工程的需要,说明本文提出的高速列车性能参数估计方法和模型有效。

## 4 结 语

本文针对高速列车性能参数估计带来的非线性问题,将边缘粒子滤波与高速列车的动力学模型有机结合,并将系统状态与估计参数进行分块处理,实现了对参数的满意估计。在 RB 框架下,实现了状态的降维,将 21 维降低到参数估计的 5 维,克服了卡尔曼滤波难以处理参数估计带来的非线性问题,同时也克服了粒子滤波所存在的维数灾难问题。采用混合滤波的思想对高速列车性能参数估计在方法上形成了优势互补。本文提出的参数估计方法和模型仅考虑了对恒定、缓变参数的估计,下一步将进行有关突变参数估计的研究。

### 参 考 文 献 :

### References :

[1] 丁建明,林建辉,赵洁,等. 车辆悬挂弹簧故障检测的能量传递特性比较法[J]. 交通运输工程学报,2013,13(4):51-55,62.  
DING Jian-ming, LIN Jian-hui, ZHAO Jie, et al. Comparison method of energy transfer characteristics for fault detection of vehicle suspension spring[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2013, 13(4): 51-55, 62. (in Chinese)

[2] 池茂儒,张卫华,曾京,等. 高速客车转向架悬挂参数分析[J]. 大连交通大学学报,2007,28(3):13-19.  
CHI Mao-ru, ZHANG Wei-hua, ZENG Jing, et al. Study of suspension parameter of high speed passenger car bogies[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2007, 28(3): 13-19. (in Chinese)

[3] 梁树林,朴明伟,郝剑华,等. 基于 3 种典型踏面的高速转向架稳定性研究[J]. 中国铁道科学,2010,31(3):57-63.  
LIANG Shu-lin, PIAO Ming-wei, HAO Jian-hua, et al. Study on stability of the high-speed bogie based on three typical wheel treads[J]. China Railway Science, 2010, 31(3): 57-63. (in Chinese)

[4] 孟宏,翟婉明,王开云,等. 高性能机车转向架的研发[J]. 铁道学报,2005,27(2):35-39.  
MENG Hong, ZHAI Wan-ming, WANG Kai-yun, et al. Research and development of high performance bogie of locomotive[J]. Journal of the China Railway Society, 2005, 27(2): 35-39. (in Chinese)

[5] LEE S Y, CHENG Y C. Hunting stability analysis of high-speed railway vehicle trucks on tangent tracks[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 282(3/4/5): 881-898.

[6] CHENG Y C, LEE S Y, CHEN H H. Modeling and nonlinear hunting stability analysis of high-speed railway vehicle moving on curved tracks[J]. Journal of Sound and Vibration, 2009, 324(1/2): 139-160.

[7] GHANEM R, SHINOZUKA M. Structural system identification 1: theory [J]. Journal of Engineering Mechanics, 1995, 121(2): 255-264.

[8] LI Ping, GOODALL R, KADIRKAMANATHAN V. Estimation of parameters in a linear state space model using a Rao-Blackwellised particle filter[J]. IEE Proceedings-Control Theory and Applications, 2004, 151(6): 727-738.

[9] LI Ping, GOODALL R, WESTON P, et al. Estimation of railway vehicle suspension parameters for condition monitoring[J]. Control Engineering Practice, 2007, 15(1):43-55.

[10] BRUNI S, GOODALL R, MEI T X, et al. Control and monitoring for railway vehicle dynamics[J]. Vehicle System Dynamics, 2007, 45(7): 743-779.

[11] SONG Y, GRIZZLE J W. The extended Kalman filter as a local asymptotic observer for discrete-time nonlinear system[J]. Journal of Mathematical Systems, Estimation and Control, 1995, 5(1): 59-78.

[12] SCHÖN T, GUSTAFSSON F, NORDLUND P. Marginalized particle filters for mixed linear/nonlinear state-space models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2279-2288.

[13] DOUCET A, GORDON N J, KRISHNAMURTHY V. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(3): 613-624.

[14] SATHI M, BEST M C. State estimation of vehicle handling dynamics using non-linear robust extended adaptive Kalman filter[J]. Vehicle System Dynamics, 2004, 41(S): 103-112.

[15] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.