

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.02.002

重载机车粘着性能参数的极大似然辨识方法*

何 静^{1,2} 刘光伟¹ 张昌凡¹ 孙 健¹ 程 翔¹

(1. 湖南工业大学 电气与信息工程学院 株洲 412007; 2. 电传动控制与智能装备湖南省重点实验室 株洲 412007)

摘 要:针对重载机车运行中机车的粘着利用率低、易空转、易打滑的问题,提出一种对轨面粘着性能参数的实时在线估计算法。首先从分析机车粘着行为出发,选用 Kiencke 的粘着-蠕滑模型作为辨识模型,然后算法利用极大似然意义下的模型参数辨识框架,将参数估计转化为二次规划问题求解,进而构造出辨识的迭代算法。同时考虑到轮轨环境突变的不可测,辨识算法引入时变遗忘因子来适应轨面环境的切换。仿真结果表明,该算法能及时跟踪上轮轨环境的变化,有效辨识出粘着性能参数。

关键词: 重载机车;极大似然;系统辨识;二次规划;时变遗忘因子

中图分类号: U283.4;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.3020

Maximum likelihood identification method for adhesion performance parameters of heavy duty locomotive

He Jing^{1,2} Liu Guangwei¹ Zhang Changfan¹ Sun Jian¹ Cheng Xiang¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China;
2. Key Laboratory for Electric Drive Control and Intelligent Equipment of Hunan Province, Zhuzhou 412007, China)

Abstract: A real-time online estimation algorithm on the adhesion performance parameters of the rail surface is presented for the problems such as low adhesion utilization, easy idling and easy slipping of the locomotive in the operation of heavy duty locomotive. Firstly, based on the analysis of locomotive adhesion behavior, Kiencke adhesion-creep model is selected as the identification model. Then, the algorithm uses model parameter identification framework under the significance of the maximum likelihood to transform the parameter estimation into solving quadratic programming problem, and the iterative algorithm for identification is constructed. At the same time, considering that the rail environment mutation cannot be measured, the time-varying forgetting factor is introduced into the identification algorithm to adapt to the switching of rail surface environment. The simulation results show that the algorithm is able to track the change of wheel rail environment timely, and identify the parameters of adhesion performance effectively.

Keywords: heavy-duty locomotive; maximum likelihood estimation; system identification; quadratic programming; time-varying forgetting factor

1 引 言

机车在轨道上的运行依赖于轮轨间产生的附着力来牵引,这个牵引力以轮轨间的相对滑动产生摩擦力来实现。粘着性能描述的就是这种摩擦力模型。轨面辨识是指通过机车的一些状态量来估计机车轮轨间粘着性能的一种模型辨识方法。正确实时的轮轨面粘着模型建立可

以实现在线调整粘着控制器的参数,提高机车粘着利用率并降低轮对出现空转、打滑现象的几率^[1]。

现有的一些估计方法,例如在参数估计上应用较多的最小二乘法^[2-3],在机车参数估计上也获得了应用,文献[4]使用了搜索加递推最小二乘法获取当前轮轨面下的粘着性能参数,算法能很好地适应模型的动态变化,但对噪音的考虑有欠缺。文献[5-6]使用了模糊逻辑来辨识不同路况的最优蠕滑点,提高了算法的快速性,但算法

仅考虑了干燥、潮湿等对粘着影响力大的因素,对参数的估计不够全面。文献[1]通过预设几类典型的性能参数,然后在线辨识出当前轨面所属的类型,作为当前轮轨面的性能参数使用,该算法的快速性高,准确度尚可,但由于算法的精确性依赖于预设轮轨面的准确,对于不同的机车、铁轨就需要预设不同的参数,降低了算法的应用范围。

机车轮轨间的粘着行为是一个受到多种因素影响的复杂过程。使用固定的参数难以描述轮轨间的粘着特性,例如干燥轨面切换到潮湿轨面时,粘着特性参数将会发生突变。空气湿度变化时,粘着特性参数将会发生缓慢的变化。因此,对粘着性能参数的精确获取需要算法能对轮轨环境的变化进行实时调整^[7]。

对参数进行在线辨识的方法已在许多领域得到应用^[8],极大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)方法对于动态系统的参数估计而言是一种具有良好统计性质的估计方法。MLE算法通过构造一个似然函数,并极大化似然函数获得未知参数的估计值^[9]。MLE算法根据观测数据来估计模型的参数值,满足一致性、渐进性等统计性质,能够适应参数实时获取并跟踪的要求,在性能参数的估计上有较多的应用。为此,本文提出使用MLE方法来实时估计机车的粘着性能参数。

具体地,本文针对机车粘着行为的时变特征,构建了极大似然法下的重载机车粘着性能估计方法。通过分析列车的粘着行为,建立了离散的粘着-蠕滑模型,给出了MLE框架下的似然函数并转化为二次规划求解,同时为了适应机车外部环境变化的不可测,算法引入了时变遗忘因子以更好地提高算法精确度和对环境变化的敏感度。最后进行了包含环境变化的仿真实验,结果表明提出的估计方法能适应于时变、噪声、数据不完全等复杂环境下。

2 问题描述

机车在轨道上运行需要通过轮轨间产生的附着力牵引,这个牵引力的存在是以轮轨间的相对滑动产生摩擦力而实现的。因此,在机车运行状态下,轮对的线速度需要大于机车车体速度,将这个速度差称为蠕滑速度 v_s ^[10]:

$$v_s = rw - v \quad (1)$$

式中: r 为轮对半径, w 为轮对角速度, v 为机车速度。进一步地定义蠕滑率 λ 如下^[10]:

$$\lambda = \frac{rw - v}{v} \quad (2)$$

粘着系数 μ 如下:

$$\mu = \frac{f_{ad}}{Mg} \quad (3)$$

式中: f_{ad} 指机车的粘着力, M 指轴重, g 为重力加速度。

蠕滑速度和粘着力关系可被描述为粘着特性曲线,理想的粘着特性曲线是一条光滑的单峰曲线,但实际的粘着特性曲线是一条受到各种因素影响下的有一定宽度的曲线^[11]。

如图1所示,虚线标示了粘着特性曲线的上下界,十字点是实际测量值。该测量表明,由于机车暴露在开放环境中,轮轨间的粘着行为是一个难以建立精确模型的复杂行为。轮轨间的粘着力是依赖于蠕滑运动而产生的,纯滚动产生不了粘着力。除此之外,机车轴重、第3介质、环境温度、湿度等对粘着力的影响也较大。尤其是水膜、冰雪、油膜、撒砂等第3介质,对轮轨间的粘着力有较大程度的影响。例如水介质下的粘着系数相比干态下降低了40%^[12]。轮轨间的粘着力还受到一些“连续变化量”如湿度、温度等的影响,粘着力会随着这些连续量的变化而连续变化。

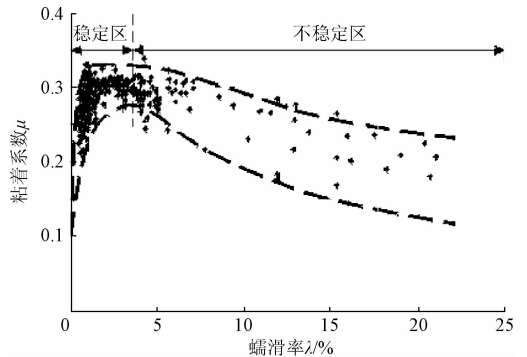


图1 实际的粘着特性曲线

Fig. 1 Actual adhesive characteristic curve

轮轨间的粘着模型除了受到轮对与轨面状态的影响,还受到温度、湿度、轨面清洁程度等不确定性因素的影响,这导致了很难得到精确描述的粘着模型。目前关于蠕滑速度和粘着力机理模型有线性模型、非线性模型,有基于二维滚动接触、三维滚动接触模型,有些模型理论值和实际值非常吻合但要求可测的变量较多计算复杂。有些模型在小蠕滑状态下非常吻合但大蠕滑下存在一定的误差^[13]。除了机理模型外,还有根据实际测得的蠕滑速度、粘着系数拟合的经验模型,这类模型也在实际应用中得到了较广泛的应用。

一个典型的机理模型例如Polach提出的摩擦模型,对于轮轨间的粘着-蠕滑有较精确的描述能力^[14]。Polach还在西门子机车上做了实物验证,结果显示模型具有良好的拟合效果。

机理模型由于计算复杂和需要测量的参数过多,一般只做理论分析使用。在实际中应用最多的是参数较少、计算简单的统计模型。例如经典的Burckhardt模型,

计算较 Polach 模型简单,需要的参数远少于 Polach 模型^[15]。考虑干燥、潮湿等轮轨间第三介质的 Burckhardt 模型如图 2 所示。

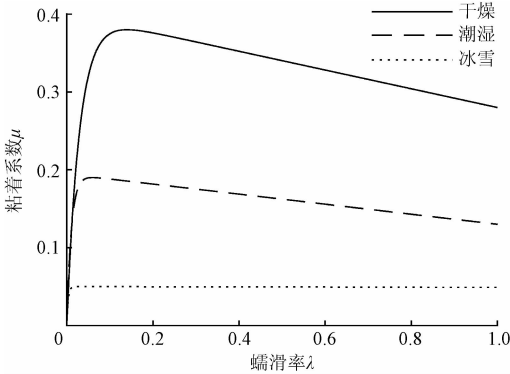


图 2 Burckhardt 模型
Fig. 2 Burckhardt model

图 2 中的 3 根曲线描述了干燥、潮湿、冰雪环境下的轮轨间粘着特性。针对粘着特性曲线的单峰特性,有学者考虑将蠕滑速度控制在 $d\mu/dv$ 小于 0 的点上获得对粘着峰值点的利用^[16],但该方法由于引入了微分运算导致对干扰过于敏感,在实际应用中存在局限性。

若能实时建立当前轨面条件下的粘着性能模型,得到对应的最佳蠕滑速度和粘着系数,然后控制电机使机车运行在最佳蠕滑点附近,这样就避免了微分运算对干扰的敏感^[4, 17]。最优蠕滑的关键在于获取列车当前轮轨状态下的粘着性能参数。在仅考虑列车纵向牵引前提下,设列车的轮轨间粘着模型为 $\mu = f(\lambda, \theta)$,式中 θ 为描述模型的参数。如果能实时求得列车当前轮轨下的参数 θ ,就能对模型 $\mu = f(\lambda, \theta)$ 求极值从而获得当前轮轨下的粘着峰值点,进而应用最优蠕滑等方法对机车进行粘着控制。

3 轮轨间粘着模型

学者 Kiencke 给出了以下的模型描述轮轨间粘着特性^[18]:

$$\mu(\lambda) = \frac{\mu_0 \cdot \lambda}{1 + p_1 \cdot \lambda + p_2 \cdot \lambda^2} \quad (4)$$

式中: μ_0 是粘着特性曲线初始斜率, $\mu(\lambda)$ 是以 λ 为变量的粘着系数, p_1, p_2 为轨面参数。对于各种轨面,其粘着特性曲线的初始斜率都近似相同,待估参数为 p_1, p_2 ,记 $\theta = [p_1, p_2]$ 。可求出该模型的最大粘着系数 $\mu_m(\lambda_m)$ 及其对应的蠕滑率 λ_m 为:

$$\mu_m(\lambda_m) = \frac{u_0}{p_1 + 2\sqrt{p_2}}, \lambda_m = \frac{1}{\sqrt{p_2}} \quad (5)$$

由式(5)可知, p_1, p_2 共同决定了最大粘着系数的大小,最佳蠕滑率则由 p_2 决定。

Kiencke 模型具有精度高、参数少的优点,非常适应于在线辨识的实时性要求。Kiencke 模型和著名的 Burckhardt 模型的对比如图 3 所示。

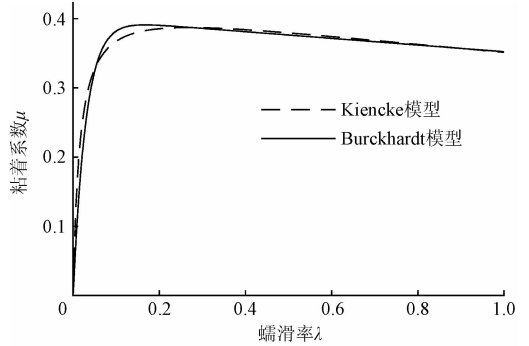


图 3 模型对比
Fig. 3 Comparison of models

图 3 中,可以看出两个模型很接近。对于最受关注的粘着系数峰值而言,两个模型的差距小于 2%,对应的蠕滑率差距约为 0.1。

由上述分析可知,若通过在线辨识的方式得到 p_1, p_2 的值,就可得到当前轮轨面的粘着性能模型。

4 极大似然法求解轨面参数

4.1 建立似然函数

这里使用极大似然法求取待估计参数 $\theta(k) = [p_1(k), p_2(k)]$ 。极大似然法是构造一个以测量数据和未知参数有关的似然函数,并通过极大化这个函数来获得模型的参数辨识值。

将式(4)变形如下^[18]:

$$\begin{aligned} \mu_0 \cdot \lambda - \mu(\lambda) &= \mu(\lambda) \cdot \lambda \cdot p_1 + \mu(\lambda) \cdot \lambda^2 \cdot p_2 = \\ &[\mu(\lambda) \cdot \lambda, \mu(\lambda) \cdot \lambda^2] \cdot \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

记输入为 U , 输出为 Z , 令输入 $U^T(k) = [\mu(k) \cdot \lambda(k), \mu(k) \cdot \lambda^2(k)]$, 输出 $Z(k) = \mu_0 \cdot \lambda - \mu(\lambda)$ 。考虑高斯测量噪音 $v(k) \sim N(0, \sigma)$, 则式(6)可记为:

$$Z(k) = p_1(k) \cdot U_1(k) + p_2(k) \cdot U_2(k) + v(k) \quad (7)$$

系统的结构如图 4 所示。

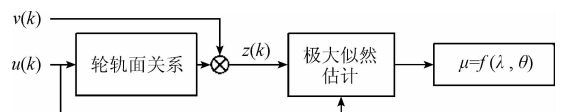


图 4 辨识模型结构
Fig. 4 Structure of identification model

由式(7)结合极大似然算法原理可得对数似然函数如式(8)。

$$L(\mathbf{Z}_L | \mathbf{U}_{L-1}, \boldsymbol{\theta}) = \ln P(\mathbf{Z}_L | \mathbf{U}_{L-1}, \boldsymbol{\theta}) = c - \frac{L}{2} \cdot \ln 2\pi - \frac{1}{2\sigma^2} \cdot \sum_{k=1}^L v^2(k) \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^L v^2(k) = \sum_{k=1}^L \left(\mathbf{Z}^2(k) + [-2 \cdot \mathbf{Z}(k) \cdot \mathbf{U}_1(k) \quad -2 \cdot \mathbf{Z}(k) \cdot \mathbf{U}_2(k)] \cdot \boldsymbol{\theta}(k)^T + \boldsymbol{\theta}(k) \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1^2(k) & \mathbf{U}_1(k) \cdot \mathbf{U}_2(k) \\ \mathbf{U}_1(k) \cdot \mathbf{U}_2(k) & \mathbf{U}_2^2(k) \end{bmatrix} \cdot \boldsymbol{\theta}(k)^T \right) \quad (9)$$

令:

$$\mathbf{H}(k) = \sum_{k=1}^L \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1^2(k) & \mathbf{U}_1(k) \cdot \mathbf{U}_2(k) \\ \mathbf{U}_1(k) \cdot \mathbf{U}_2(k) & \mathbf{U}_2^2(k) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{f}(k) = \sum_{k=1}^L [-2 \cdot \mathbf{Z}(k) \cdot \mathbf{U}_1(k) \quad -2 \cdot \mathbf{Z}(k) \cdot \mathbf{U}_2(k)]$$

$$\mathbf{x}(k) = \boldsymbol{\theta}(k)^T \quad (10)$$

由于 $\mathbf{Z}^2(k)$ 为观测值,求极值时为一确定常数,则可将式(9)写为:

$$J(k) = \sum_{k=1}^L v^2(k) = \frac{1}{2} \cdot \mathbf{x}^T(k) \cdot \mathbf{2} \cdot \mathbf{H}(k) \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{f}(k) \cdot \mathbf{x}(k) \quad (11)$$

由式(11)可知,求解 $J(k)$ 的极小值转变为一个求解二次规划问题,求使得式(11)取极小值的 $\mathbf{x}(k)$ 即为欲求解的参数值。该式可用解二次规划的迭代方法求解,例如拟牛顿法解此二次规划问题。

4.2 引入时变遗忘因子

为了及时跟踪到粘着特性的实时变化,可引入遗忘因子如下式:

$$\mathbf{H}(k) = \eta \cdot \mathbf{H}(k-1) + \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1^2(k) & \mathbf{U}_1(k) \cdot \mathbf{U}_2(k) \\ \mathbf{U}_1(k) \cdot \mathbf{U}_2(k) & \mathbf{U}_2^2(k) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{f}(k) = \eta \cdot \mathbf{f}(k-1) + [-2 \cdot \mathbf{Z}(k) \cdot \mathbf{U}_1(k) \quad -2 \cdot \mathbf{Z}(k) \cdot \mathbf{U}_2(k)] \quad (12)$$

式中: η 为遗忘因子。

遗忘因子的大小影响了估计方法的敏感度。当遗忘因子较小时,历史数据对估计的影响下降,算法对环境的变化更为敏感,同时也会一定程度上影响算法的精度,此种情况适合于轮轨间环境发生变化下的情形。当遗忘因子较大时,历史数据保留较为完整,算法对环境的变化敏感度下降,但算法的精度上升,此种情况下算法适合于轮轨间环境稳定的情形。

考虑到机车行驶中速度变化和环境变化的不可测,这里使用了一个带上下界的反馈控制来实时调节遗忘因子。遗忘因子的取值定为以下时变量:

$$\begin{cases} \eta_k = \eta_{\max} - K_p \cdot \xi_k, \eta_k > \eta_{\min} \\ \eta_k = \eta_{\min}, \eta_k \leq \eta_{\min} \end{cases} \quad (13)$$

要使式(8)的对数似然函数取得极小值,需使 $\sum_{k=1}^L v^2(k)$ 取得极小值。由式(7)可得 $v(k) = \mathbf{Z}(k) - p_1(k) \cdot \mathbf{U}_1(k) - p_2(k) \cdot \mathbf{U}_2(k)$,代入 $\sum_{k=1}^L v^2(k)$ 可得式(9)。

式中: η_k 为 k 时刻的遗忘因子; ξ_k 为算法的实时误差,定义为 $|\hat{\boldsymbol{\mu}}(k) - \boldsymbol{\mu}(k)|$; $\hat{\boldsymbol{\mu}}(k)$ 为观测值; $\boldsymbol{\mu}(k)$ 为算法估计值; K_p 为可调节的参数; η_{\min} 和 η_{\max} 为 η_k 的取值范围。当 ξ_k 越大,说明轮轨环境发生变化,此时遗忘因子减小,提高对环境的适应能力。当 ξ_k 接近0时,遗忘因子增大,增强了算法的精度。至此,求解轨面参数的极大似然算法构造完毕。

4.3 算法流程

算法整体流程如下。

1) 给定初始点以及误差范围,本文可考虑初始点设定为干燥轨面参数。

2) 在 k 时刻,由式(12)中的定义采集数据计算 $\mathbf{H}(k)$ $\mathbf{f}(k)$ 。

3) 设校正矩阵 $\mathbf{M}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$,并计算在 $\mathbf{x}^{(1)}(k)$ 处的梯度 \mathbf{g}_1 。

4) 计算搜索步长 l_i , l_i 为使得 $J(\mathbf{x}^{(i)} + l_i \mathbf{d}^{(i)}) = \min_{l \geq 0} J(\mathbf{x}^{(i)} + l \mathbf{d}^{(i)})$ 成立的值。

5) 从 $\mathbf{x}^{(1)}(k)$ 出发,沿 $\mathbf{d}^{(i)} = -\mathbf{M}_i \mathbf{g}_i$ 搜索。令 $\mathbf{x}^{(i+1)} = \mathbf{x}^{(i)} + l_i \mathbf{d}^{(i)}$ 。

6) 计算梯度 $\mathbf{g}_{i+1} = \nabla f(\mathbf{x}^{(i+1)})$,令 $\mathbf{p}^{(i)} = \mathbf{x}^{(i+1)} - \mathbf{x}^{(i)}$, $\mathbf{q}^{(i)} = \mathbf{g}_{i+1} - \mathbf{g}_i$,计算矫正矩阵 $\mathbf{M}_{i+1} = \mathbf{M}_i + \frac{\mathbf{p}^{(i)} \mathbf{p}^{(i)T}}{\mathbf{p}^{(i)T} \mathbf{p}^{(i)}} - \frac{\mathbf{M}_i \mathbf{q}^{(i)} \mathbf{q}^{(i)T} \mathbf{M}_i}{\mathbf{q}^{(i)T} \mathbf{M}_i \mathbf{q}^{(i)}}$ 。

7) 按照式(13)更新遗忘因子值。

8) 重复步骤3)~6)直到满足误差要求,输出 $\mathbf{x}(k)$ 。

9) 在 $k+1$ 时刻,重复步骤2)~8)。

5 仿真结果分析

为了说明所提出的极大似然估计算法的估计性能,本文设计了3个仿真实验验证算法的有效性。实验1模拟机车在单一轨面行驶的模式辨识结果;实验2模拟了轨面切换下的情形,考察算法是否能有效适应轨面突变的发生,及时跟踪上轨面的实时变化;实验3作为对照实验考察时变遗忘因子的影响。

考虑到列车实际中的行驶状况都发生在蠕滑区,仿真数据都只包含了蠕滑区的数据,即蠕滑率区间取 $\lambda \sim [0, \lambda_{\mu\max}]$ 。

1) 进行单一轨面情形下的参数辨识,并对最重要的当前轨面粘着峰值进行估计。输入信号考虑到列车实际的行驶状况,大部分时间都在蠕滑区行驶,只有少部分数据点会出现空转,因此设计的仿真实验中数据只包含了蠕滑区数据,取 $\lambda_{\mu\max} = 0.1$ 。噪音选择 $v(k) \sim N(0, 0.01)$, 估计算法的初值选择真值的 20%, 以验证估计算法在实际应用中的适应性,实验结果如图 5、6 所示。

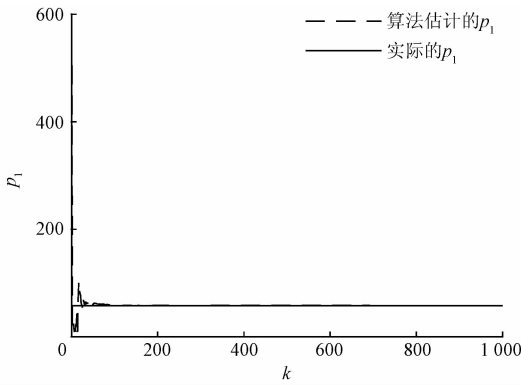


图 5 P_1 值辨识结果

Fig. 5 Identification results of P_1 value

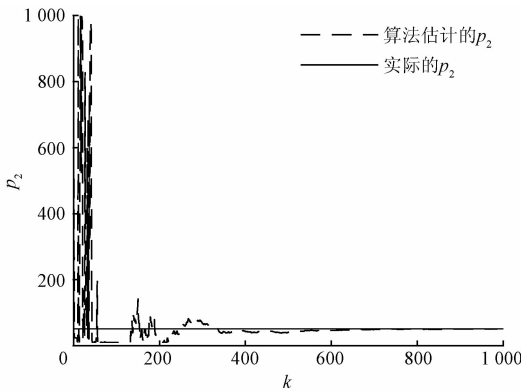


图 6 P_2 值辨识结果

Fig. 6 Identification results of P_2 value

由图 5、6 可以看出,估计算法在蠕滑率在 $0 \sim 0.03$ 时,便已估计出正确值。实验说明算法对数据不完全的适应度较高,只收集列车行驶在正常蠕滑区间内的数据,便能估计出列车的性能参数。例如通过上述的两个参数的估计,可以获知列车当前所在的轮轨面间的最大粘着系数,实验结果如图 7 所示。

由图 7 可以看出,当列车从蠕滑率为 0 加速到蠕滑

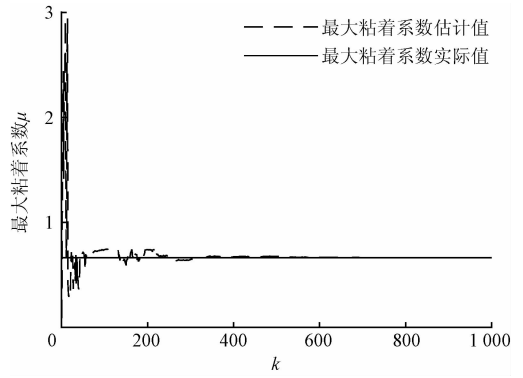


图 7 最大粘着系数值辨识结果

Fig. 7 Identification result of maximum adhesion coefficient

率为 0.03 时,估计算法所预报的粘着系数峰值已经收敛到真值。

2) 主要考察估计算法在模拟的轨面环境突变情形下的适应能力。仿真实验设计了列车从干燥轨面切换到潮湿轨面的情形。取 $\lambda_{\mu\max} = 0.1$, 即输入输出数据仅选择了 $0 \sim 0.1$ 的蠕滑区数据,噪音选择 $v(k) \sim N(0, 0.01)$ 。考虑在列车的运行环境中,轮轨间的粘着性能是一个慢时变的过程,因此遗忘因子的值选为 0.99。实验结果如图 8、9 所示。

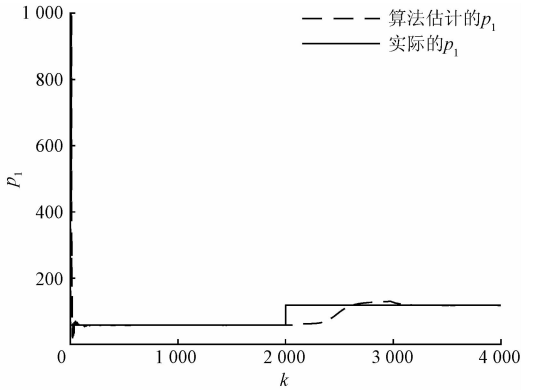


图 8 轨面切换发生时 P_1 值辨识结果

Fig. 8 Identification results of P_1 value when rail surface switching

图 8、9 中的实验结果表明,在轨面环境发生突变的情形下,估计算法依然及时跟踪上了轨面的变化,正确辨识出了新轨面环境下的粘着性能参数。

图 10 所示的结果展示了估计算法在轨面切换发生时估计算法对最大粘着系数的预报。实验结果说明,在轮轨环境发生突变时,估计算法在 50% 的蠕滑区数据下已经收敛到真值,表明算法能适应轮轨间环境的变化,及时地跟踪上新的轮轨环境下的性能参数。

3) 此实验主要考察时变遗忘因子对估计算法的影

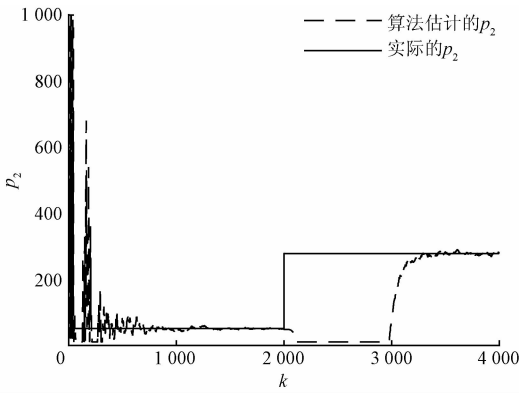


图9 轨面切换发生时 P_2 值辨识结果

Fig.9 Identification results of P_2 value when rail surface switching

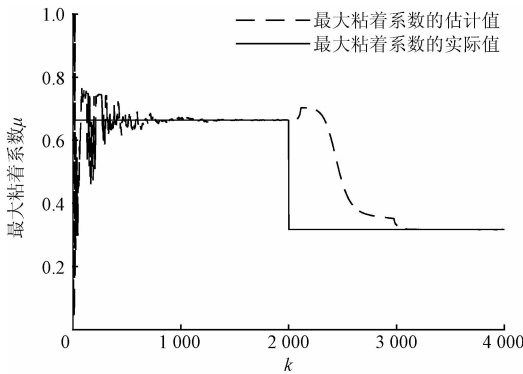


图10 轨面切换发生时最大粘着系数值辨识结果

Fig.10 Identification result of maximum adhesion coefficient when rail surface switching

响。仿真实验验证了当轨面切换发生时最大粘着系数的估计结果相比固定遗忘因子下算法的提升作用。遗忘因子的取值范围设为0.971~1,控制器的参数设置为0.1,其余参数和实验2一致。实验结果如图11所示。

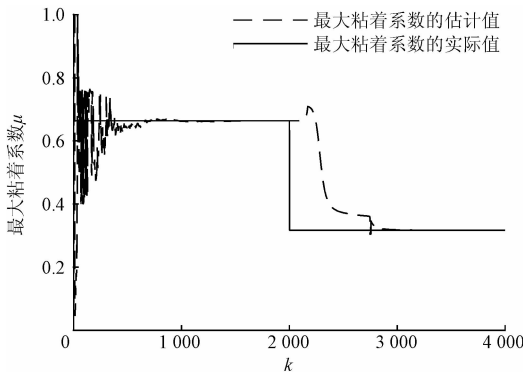


图11 时变遗忘因子下最大粘着系数值辨识结果

Fig.11 Identification result of maximum adhesion coefficient under time-varying forgetting factor

比较图11和10,在轨面环境发生切换前,估计算法对最大粘着系数的估计值在收敛之后的波动减小了。在轨面环境发生切换后,算法相比固定遗忘因子提前了约10%的数据量收敛到真值附近。实验结果说明,时变遗忘因子的引入,增强了算法对环境的适应能力,能够更快地更精确地估计粘着性能参数。

6 结 论

本文提出的重载机车粘着性能参数的MLE算法,适用于时变、噪声、数据不完全等复杂环境下轮轨间粘着模型的在线辨识。基于Kiencke模型的轮轨间粘着模型,设计了极大似然估计下的参数辨识算法,将机车轮轨间的粘着性能参数估计转变为二次规划求解。由此得到了参数的迭代估计算法,引入的时变遗忘因子提高了算法对参数时变特征的适应能力。仿真实验说明了估计算法能在前述的复杂环境下跟踪上机车轮轨间环境变化引起的模型参数变化,并能适应机车只收集蠕滑区数据的数据缺失情形。

参考文献

[1] SPIRYAGIN M, COLE C, SUN Y Q. Adhesion estimation and its implementation for traction control of locomotives [J]. International Journal of Rail Transportation, 2014,2(3):187-204.

[2] 李志民,柳强,张新权,等.基于最小二乘法的球杆系统输入输出建模研究[J].国外电子测量技术,2016,35(1):65-69.

LI ZH M, LIU Q, ZHANG X Q, et al. Research on control input-output modeling for ball-beam system based on least squar method [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016,35(1):65-69.

[3] 丁浩,李军,商和龙,等.基于最小二乘法的光纤互感器双路温补技术[J].电子测量技术,2016,39(6):190-195.

DING H, LI J, SHANG H L, et al. Study on dual-way temperature compensation method based on least square method for fiber optical current transformer [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(6):190-195.

[4] LI Y F, FENG X Y, LIU R K. Maximum adhesion control of railway based on sliding mode control system[C]. Advanced Materials Research, 2011, 383-390:5242-5249.

[5] TIAN Y, DANIEL W J T, LIU SH H, et al. Fuzzy logic creep control for a 2D locomotive dynamic model under transient wheel-rail contact conditions [C]. WIT Transactions on the Built Environment, 2014, 135:

- 885-896.
- [6] DAHMANI H, CHADLI M, RABHI A, et al. Road curvature estimation for vehicle lane departure detection using a robust Takagi-Sugeno fuzzy observer[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2013, 51(5):581-599.
- [7] 王慧丽, 杨海忠. 基于系统辨识的车辆动力学建模方法[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(6):1275-1282.
WANG H L, YANG H ZH. Vehicle dynamics modeling method based on system identification [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36 (6): 1275-1282.
- [8] 荣智林. 基于负载测试的神经网络 SPMSM 参数在线辨识[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(12):1821-1828.
RONG ZH L. Online parameter estimation of neural network PMSM based on load testing [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(12):1821-1828.
- [9] HAN C, PHILLIPS P C B. First difference maximum likelihood and dynamic panel estimation[J]. *Journal of Econometrics*, 2013, 175(1):35-45.
- [10] CHEN Y, DONG H R, LU J H, et al. A super-twisting-like algorithm and its application to train operation control with optimal utilization of adhesion force [C]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016: 1-10.
- [11] SPIRYAGIN M, LEE K S, YOO H H. Control system for maximum use of adhesive forces of a railway vehicle in a tractive mode [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, 22(3):709-720.
- [12] SMEJKAL D, OMASTA M, HARTL M. An experimental investigation of the adhesion behavior between wheel and rail under oil, water and sanding conditions[C]. *Modern Methods of Construction Design*, 2014:623-628.
- [13] MEYMAND S Z, KEYLIN A, AHMADIAN M. A survey of wheel-rail contact models for rail vehicles[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2016, 54(3):386-428.
- [14] POLACH O. Creep forces in simulations of traction vehicles running on adhesion limit [J]. *Wear*, 2005, 258(7-8):992-1000.
- [15] ELMAS C, GÜVENC U, DOGAN M U. Tire-road friction coefficient estimation and experimental setup design of electric vehicle [J]. *Balkan Journal of Electrical & Computer Engineering*, 2015, 3 (4): 202-207.
- [16] YAMASHITA M, SOEDA T. Anti-slip re-adhesion control method for increasing the tractive force of locomotives through the early detection of wheel slip convergence[C]. 17th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE' 15 ECCE-Europe), IEEE, 2015.
- [17] SADR S, KHABURI D A, NAMAZI M, et al. Modeling of wheel and rail slip and demonstration of the benefit of maximum adhesion control in train propulsion system[C]. 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), IEEE, 2014.
- [18] 刘国福. 基于滑移率的车辆防抱死制动系统的研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2007.
LIU G F. An investigation of vehicle anti-lock braking system based on slip-ratio [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007.

作者简介



何静, 1971 年出生, 2002 年于中南林业科技大学获得硕士学位, 2009 年于国防科技大学获得博士学位, 现为湖南工业大学教授, 主要研究方向为机电系统故障诊断等。

E-mail: hejing@263.net

He Jing was born in 1971, received M. Sc. from Central South University of Forestry and Technology in 2002 and Ph. D. from National University of Defense Technology in 2009, respectively. Now she is a professor in Hunan University of Technology. Her main research direction is electro-mechanical system fault diagnosis.



刘光伟, 1992 年出生, 2015 年于湖南理工学院获得学士学位, 现为湖南工业大学研究生, 主要研究方向为复杂工程建模。

E-mail: mrluigw@163.com

Liu Guangwei was born in 1992, received B. Sc. from Hunan Institute of Science and Technology in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University of Technology. His main research direction is complex systems modeling.



张昌凡(通讯作者), 1960 年出生, 1989 年于西南交通大学获得硕士学位, 2001 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南工业大学教授, 主要研究方向为非线性控制及应用等。

E-mail: zhangchangfan@263.net

Zhang Changfan (Corresponding author) was born in 1960, received M. Sc. from Southwest Jiaotong University in 1989 and Ph. D. from Hunan University in 2001, respectively. Now he is a professor in Hunan University of Technology. His main research direction is nonlinear control and applications.



孙健, 1992 年出生, 2014 年于湖南工业大学获得学士学位, 现为湖南工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电力传动技术及其故障诊断。

E-mail: 496842568@qq.com

Sun Jian was born in 1992, received B. Sc. from Hunan University of Technology in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University of Technology. His main research direction is electric drive technology and its fault diagnosis.



程翔, 1991 年出生, 2014 年毕业于南阳理工学院获得学士学位, 现为湖南工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电力传动技术及其故障诊断。

E-mail: chengxianghut@163.com

Cheng Xiang was born in 1991, received B. Sc. from Nanyang Institute of Technology in 2014. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University of Technology. His main research direction is electric drive technology and its fault diagnosis.

是德科技 NB-IoT 测试全系列家族重磅推出

2017 年 2 月 22 日, 北京——NB-IoT 窄带物联网技术是 3GPP 规范所定义的, 为广覆盖、高密度、低功耗、低成本连接提供的又一新兴无线技术。它基于现有蜂窝基站网络基础设施, 专为大量物联网终端提供互联。多家运营商都公开表示, 将在未来 6~12 个月, 提供各种试验网和可能的商用网应用, 同时 NB-IoT 芯片厂家也积极推动整个行业的发展。

作为无线通信领域测试测量的领导者, 是德科技为大家带来其全线的已经行业验证的 NB-IoT 测试测量方案。这些方案为 NB-IoT 网络基础设施提供商、NB-IoT 芯片开发、广大物联网器件设计和生产厂商、以及运营商和认证实验室, 提供了涵盖从预研仿真、设计开发到一致性验证以及大规模生产的整个 NB-IoT 的产品生命周期的测量解决方案。

- 对于 NB-IoT 网络基站厂家, 是德科技基于现有的广泛应用的 X 系列信号发生器和信号分析仪以及 LTE 嵌入式测量软件, 提供便捷的 NB-IoT 应用软件升级, 就可以完成基站网络测的 NB-IoT 验证测试。

- 对于 NB-IoT 终端芯片和模块厂家, 和手机类产品测试不同, NB-IoT 带来了一些特殊挑战, 包括功耗测试要求更高、与现有 LTE 设备实现互操作、提高覆盖及稳定性以及进一步降低大规模产线的成本。早在 2016 年 11 月, 是德科技就已在沃达丰创新日上利用 Keysight E7515A UXM 综测仪成功演示完整的 NB-IoT 连接测试方案。UXM 可以帮助 NB-IoT 工程师在实验室中轻松重建真实场景, 执行准确和可重复性的测量。

- 由于 NB-IoT 大量不同的设置需要进行测试, 测试复杂性显著增加, 在这种情况下, 借助 Keysight TAP 自动化测试软件平台所提供的测试流程序列及分析功能, 为工程师提供数百个自动测试用例, 从而极大缩短的用户

的测试时间。

- 是德科技已经将 NB-IoT 技术集成到了 Keysight 的一致性系统里, 该系统按照 3GPP NB-IoT 测试规范, 提供所有的认证测试用例。该一致性测试系统与 Keysight LTE 射频和 RRM 用例环境一样, 已经拥有 Keysight LTE 一致性认证测试系统的用户, 可以通过升级包轻松实现 NB-IoT 认证能力。2017 年 1 月, Keysight TP 195 窄带物联网射频验证测试系统是首个获得全球认证论坛 (GCF) 认证的测试平台。

- NB-IoT 的电流分析是物联网低功耗测试的关键, 借助 Keysight NB-IoT 功耗测试平台, 用户可以执行 NB-IoT 各种待机或连接状态下的电源功耗的分析。

- 同时, 基于现有的 Keysight E6640A 非信令综测仪, 是德科技为 NB-IoT 产线测试提供了低成本的产线测试方案, 保证 NB-IoT 产品更快推向市场。

是德科技一直致力于推动物联网行业的发展, 利用是德科技全面的解决方案支持物联网生态系统, 这些解决方案在其整个生命周期内可以满足价格、性能和外形要求。2017 年 1 月, 是德科技在 Frost & Sullivan 公司举行的调查分析中成绩优秀, 荣膺“Frost & Sullivan 2016 年度全球最佳公司奖”。此次调查分析的目的是评估测试与测量行业为物联网 (IoT) 发展所做出的贡献。Frost & Sullivan 研究分析师 Mariano Kimbara 表示: “是德科技特别注重开发前沿开创性的技术, 以支持硬件设计和模块化、自动化的校准流程。它可以提供全方位的测试解决方案, 同时注重与不同类型仪器组合的整体系统方法。是德科技解决方案的成功巩固了其市场领先地位, 为其在物联网无线技术领域赢得了将近 40% 的全球市场份额。”