

列车动力学模型时变环境参数自适应辨识

谢国¹ 金永泽¹ 黑新宏¹ 姬文江¹ 高士根² 高桥圣³ 望月宽³

摘要 考虑列车制动性能与制动距离对列车安全的重要影响,分析了列车运行的动力学特性,构建了列车离散化制动模型,并针对影响列车制动性能的关键参数——钢轨粘着系数难以直接观测、随钢轨环境变化的特点,提出基于滑动窗口与最大期望理论的轮轨粘着系数在线辨识算法。首先,依据数据特征确定滑动窗口位置与窗口尺寸;然后,构造列车动力学模型参数的条件数学期望,并结合粒子滤波与粒子平滑算法以及贝叶斯理论,估计预设模型参数下的列车运行状态;在此基础上,分析粘着系数的后验概率,并极大化条件数学期望对模型参数预设进行优化更新,进而实现模型真实参数的逐步逼近。最后,考虑雪地、隧道等场景下的粘着系数变化,对本文方法进行了仿真验证,并数值分析了粘着系数对制动距离的影响。仿真结果表明本文算法可快速、准确地对粘着系数进行实时辨识,掌握轮轨间实时粘着状态。

关键词 粘着系数, 紧急制动模型, 最大期望算法, 滑动窗口, 参数估计

引用格式 谢国, 金永泽, 黑新宏, 姬文江, 高士根, 高桥圣, 望月宽. 列车动力学模型时变环境参数自适应辨识. 自动化学报, 2019, 45(12): 2268–2280

DOI 10.16383/j.aas.c190215

Adaptive Identification of Time-varying Environmental Parameters in Train Dynamics Model

XIE Guo¹ JIN Yong-Ze¹ HEI Xin-Hong¹ JI Wen-Jiang¹ GAO Shi-Gen² TAKAHASHI Sei³
MOCHIZUKI Hiroshi³

Abstract Considering the braking performance and distance on train safety, the dynamic characteristics of train are analyzed, and the discrete braking model is constructed. Aiming at the pivotal rail-wheel adhesion coefficient, which is difficult to be observed directly and varies with rail environment, an online identification of adhesion coefficient based on sliding window and expectation maximization is proposed. Firstly, the position and size of window are set up. Then, the conditional expectation about the parametric train dynamic model is constructed, and the train running state under the preset parameters is estimated by the particle filter, particle smoothing and Bayesian theory. On this basis, the posterior probability of the adhesion coefficient is analyzed, and the conditional expectation is maximized to optimize and update the model parameters, so that the real parameters can be approached step by step. Finally, considering the change of adhesion coefficient in snow, tunnel and other scenes, the method is simulated and validated, and the influence of adhesion coefficient on braking distance is analyzed numerically. The simulation results show that the adhesion coefficient can be identified quickly and accurately, and the real-time adhesion state can be grasped in real time.

Key words Adhesion coefficient, braking model, expectation maximization, sliding window, parameter estimation

Citation Xie Guo, Jin Yong-Ze, Hei Xin-Hong, Ji Wen-Jiang, Gao Shi-Gen, Takahashi Sei, Mochizuki Hiroshi. Adaptive identification of time-varying environmental parameters in train dynamics model. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(12): 2268–2280

收稿日期 2019-03-20 录用日期 2019-09-09

Manuscript received March 20, 2019; accepted September 9, 2019

国家重点研发计划 (2018YFB1201500), 国家自然科学基金 (61873201, 61773313), 北京市自然科学基金 (4192046) 资助

Supported by National Key Research and Development Program of China (2018YFB1201500), National Natural Science Foundation of China (61873201, 61773313), and Beijing Municipal Natural Science Foundation (4192046)

本文责任编辑 吕宜生

Recommended by Associate Editor LV Yi-Sheng

1. 西安理工大学 西安 710048, 中国 2. 北京交通大学 北京 100044, 中国 3. 日本大学 船桥 274-8501, 日本

1. Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China 2. Bei

高速铁路作为轨道交通运输的重要组成部分,在国家经济发展、文化交流和城市建设上发挥着重要作用^[1-3]. 作为保障高速铁路安全运行的重要组成部分,列车制动系统的制动性能受到了极大地关注. 准确的动力学建模是高速铁路精准制动的基础,通过对高速铁路制动模型性能参数的实时精准估计,可以极大地保证行车安全,提高行车效率^[4]. 这对自动驾驶或高速铁路而言,至关重要. 以列车自动防

jing Jiaotong University, Beijing 100044, China 3. Nihon University, Fun-abashi 274-8501, Japan

护系统 (Automatic train protection, ATP) 为例, ATP 系统首先通过列车位置、目标停车点以及自身的制动性能, 制定目标 - 距离运行速度曲线, 然后将列车测速电机等设备获取到的当前运行速度与目标 - 距离运行速度曲线进行比对, 如果车速偏高, 就采取制动措施从而保障安全^[5-6]. 列车在制定制动曲线时, 需要考虑列车自身制动性能参数, 以及外部线路情况. 然而, 列车在长期运行过程中, 不论是列车自身的制动性能参数, 还是车辆的运行环境, 必然都会发生变化, 这将使 ATP 系统难以制定准确的目标 - 距离运行曲线, 从而影响行车安全, 给列车的安全稳定制动带来了巨大的隐患. 因此, 以高速列车制动过程为研究对象, 结合列车实际运行环境, 建立高速列车制动模型, 开展适应于高速列车制动系统的基础研究意义重大.

目前, 针对高速列车制动建模的研究已经获得了重要进展, 文献 [7] 考虑电阻摩擦力、空气动力阻力以及列车固有的非线性制动特性, 建立了反映电阻力和瞬态影响下的列车单坐标多质点制动模型; 文献 [8] 等综合列车系统动力学和制动动力学, 建立了列车多质点制动动力学模型, 在反映列车线性/非线性参数不确定性和可能的制动故障方面具有极强的实用性; 文献 [9] 为了有效利用制动列车的再生能量, 降低行驶过程中的实际能耗, 提出了使实际能耗最小的协同列车制动控制模型; 文献 [10] 为了解决以耦合器连接的高速列车位置和速度的跟踪控制问题, 提出了反映非对称车辆的非线性牵引/制动和驱动故障的弹性碰撞动力学模型; 文献 [11] 在研究动车组列车制动原理的基础上, 根据制动指令的传输过程和制动力的产生过程, 提出动车组制动系统的 Hammerstein 模型.

在模型参数辨识方面, 国内外的专家学者进行了深入的研究, 提出了多种辨识方法, 如最小二乘辨识方法^[12]、梯度校正辨识方法^[13]、极大似然辨识方法^[14] 等, 这些方法的应用为系统的准确控制提供了有效途径. 为了进一步提高辨识性能, 弱化辨识应用局限性, 越来越多具有新思想的辨识方法受到重视: 文献 [15] 创新性地提出了辅助模型辨识方法, 利用辅助模型的输出代替系统的不可测变量, 有效解决了损失数据系统、稀少量测数据系统以及输入非线性输出误差系统的参数辨识问题^[16]; 文献 [17] 提出了多新息辨识方法, 通过拓展系统新息长度, 对单信息修正技术进行推广, 有效抑制了不可信数据或缺失数据对参数估计的影响, 提高了辨识算法的精确性与鲁棒性^[18]; 文献 [19] 借助于辨识模型分解和辨识算法协调, 提出一种新型递阶辨识方法, 有效解决了结构复杂、维数高、大系统的辨识计算量庞大的问题^[20]; 文献 [21] 基于合理假设: 新的测

量数据可以改进参数估计精度, 提出了耦合辨识方法, 有效解决了结构复杂、子系统间存在的参数耦合的线性与非线性多变量系统辨识问题^[22]; 以及将多种辨识方法结合使用的混合辨识方法等. 这些辨识方法的提出和应用对复杂系统参数化模型的建立与分析, 提供了重要的参考.

以上研究在保证列车运行安全方面, 发挥了重要的作用. 然而, 现有文献对列车建模研究主要集中在列车自身动力学分析, 未将环境因素纳入列车模型构建中, 难以全面地描述环境因素对列车运行状态的影响. 与此同时, 现有文献对其他列车参数, 例如: 滚动阻力系数、机械阻力系数与空气阻力系数等进行了广泛研究^[23-24], 然而关于列车轮轨间粘着系数的研究却少有报道. 粘着系数是描述轮轨之间粘着状态的重要参数, 在雨雪冰冻等天气的影响下, 特别是在山脉区域或桥隧出入口, 轨道的粘着系数会显著减小, 这将导致列车的刹车距离明显变长. 按照现有运行策略, 为了保障列车安全, 不得已只能采用最为保守的运行策略: 停车或以经验的最小粘着系数为基础制定列车目标 - 距离速度曲线, 从而保证在最长刹车距离时的列车安全. 该策略对高速列车特别是对自动驾驶而言, 既存在安全隐患, 又无法发挥列车运行的高效性. 由于粘着系数实时变化且难以监测, 现有的技术手段难以得到其准确的测量值. 因此, 本文提出了基于滑动窗口与最大期望理论的列车制动轮轨粘着系数估计算法, 旨在估计获取轨道交通列车与轨道的实时粘着系数, 以期在保障列车安全的同时, 提高运营效率.

本文其余部分的内容安排如下: 第 1 节完成基于环境的列车制动过程建模. 第 2 节提出列车制动模型的滑窗 EM 估计算法. 第 3 节进行实验仿真, 采用本文提出的估计算法对列车轮轨粘着系数进行在线实时估计, 证明本文方法的有效性. 第 4 节对本文进行了总结.

1 基于环境的列车制动建模

列车在实际运行过程中, 运行状态会受到运行环境的影响. 本文以列车制动过程为研究对象, 考虑列车运行在干燥轨道与潮湿轨道上的不同运动特性, 通过分析轮轨粘着系数与粘着制动力对列车制动性能产生的影响, 进行列车受力分析, 建立不同运行环境下的列车单质点制动模型.

列车的粘着制动力指的是: 在不发生空转的前提下, 列车制动装置所能施加的最大轮周制动力称为粘着制动力, 其值 $F(\mu)$ 受到列车轮轨之间粘着系数 μ 和列车质量 M 的共同影响, 即

$$F(\mu) = \mu \cdot M \cdot g \quad (1)$$

其中, 轮轨粘着系数受到列车运行状态与运行环境的影响, 其值会随着列车运行速度的提高而下降, 会因轨面环境不同而发生变化, 相同速度情况下, 干燥轨面下的粘着系数远大于潮湿轨面; g 为重力加速度系数 9.8 m/s^2 .

粘着制动力会受到外界环境和车辆运行状态的共同影响, 其大小决定了列车当前时刻选择的制动方式, 即: 当列车制动装置产生的制动力 B 大于粘着制动力 $F(\mu)$ 时, 粘着制动为列车提供制动力; 反之, 列车选用制动装置产生的制动力. 本文将纯空气制动视为列车紧急制动时的唯一有效方式, 通过研究制动装置的制动机理, 建立考虑粘着力 $F(\mu)$ 影响下的列车离散化制动模型为

当 $F(\mu) < B$ 时,

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} s_{t+1} \\ v_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_t + T \frac{(v_{t-1} - v_t)}{2 \times 3.6} \\ v_t - 3.6T \frac{F(\mu) + R_F(v, x)}{M} \end{bmatrix} + w_t \\ y_t = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} s_{t+1} \\ v_{t+1} \end{bmatrix} + e_t \end{cases} \quad (2)$$

当 $F(\mu) \geq B$ 时,

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} s_{t+1} \\ v_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_t + T \frac{(v_{t-1} - v_t)}{2 \times 3.6} \\ v_t - 3.6T \frac{B + R_F(v, x)}{M} \end{bmatrix} + w_t \\ y_t = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} s_{t+1} \\ v_{t+1} \end{bmatrix} + e_t \end{cases} \quad (3)$$

其中, s 和 v 分别表示列车制动距离和运行速度; x 表示列车位置; T 和 M 分别表示列车采样时间和定员质量; w_t 用来表征线路情况等因素对列车速度和位移的随机干扰; e_t 用来表征测量误差; B 表示列车制动力, 制动力的大小受列车制动性能参数的影响, 即

$$B = \frac{\pi}{4} \frac{r}{R_c} d^2 \times P_t \times \eta_t \times \gamma_t \times \mu_A \times N \times 10^{-6} \quad (4)$$

其中, d 为制动缸直径; P_t 为制动缸空气压力; η_t 为基础制动装置计算传动效率; γ_t 为制动倍率; r 为制动盘摩擦半径; R_c 为车辆车轮直径. N 为车辆闸片总数; μ_A 为制动盘摩擦系数.

$R_F(v, x)$ 为列车运行过程中受到的基本阻力 $R_1(v)$ 与附加阻力 $R_2(v, x)$ 之和, 即

$$R_F(v, x) = R_1(v) + R_2(v, x) \quad (5)$$

$R_1(v)$ 表示列车基本运行阻力, 与列车运行速度 v 呈正相关关系, 通常表示为

$$R_1(v) = M \cdot (c_0 + c_1 \cdot v + c_2 \cdot v^2) \cdot g \cdot 10^{-3} \quad (6)$$

其中, c_0 为滚动阻力系数, c_1 为其他机械阻力系数,

与列车速度 v 成正比例关系, c_2 为阻力系数, 与列车速度的平方 v^2 成正比例关系.

$R_2(v, x)$ 表示坡道、曲线和隧道附加阻力的集合

$$R_2(v, x) = R_r(x) + R_c(x) + R_t(x) \quad (7)$$

$R_r(x)$ 表示 x 处的坡道附加阻力

$$R_r(x) = Mg \sin \left(\arcsin \left(\frac{h}{l} \right) \right) \quad (8)$$

其中, h 和 l 分别表示坡段的高度和长度.

$R_c(x)$ 表示 x 处的曲线附加阻力

$$R_c(x) = \begin{cases} \frac{0.6Mg}{R}, & L_0 < L_c \\ \frac{0.0105Mg\alpha}{L_0}, & L_0 \geq L_c \end{cases} \quad (9)$$

其中, R 表示曲线轨道半径, L_0 和 L_c 分别为列车和曲线的长度, α 为偏转角度.

$R_t(x)$ 表示 x 处的隧道附加阻力

$$R_t(x) = 0.00013MgL \quad (10)$$

其中, L 表示隧道长度.

通过对列车制动模型的分析发现, 轮轨粘着系数作为描述列车运行环境的重要参数和列车制动安全评估的决定因素, 在实际测量过程中, 影响因素多, 难以直接测量, 但对列车的制动运行产生了巨大的影响. 在列车的实际运行过程中, 通常根据经验确定粘着系数的变化范围, 但当列车运行于轨面切换路段时, 粘着系数出现突变, 采用经验计算的方法将失效, 这对列车安全运行造成巨大威胁. 因此, 准确实时地估计轮轨粘着系数, 对精确获取列车实时运行状态, 计算列车制动距离, 提高列车调度效率具有非常重要的意义.

目前, 针对线性模型高斯噪声下固定常数的参数估计已具有较为成熟的解决方法, 然而, 本模型作为一个典型的非线性非高斯复杂系统的时变参数估计问题, 仍缺乏有效的理论与方法. 因此, 本文结合滑动窗口模型, 对最大期望理论进行改进, 提出适合于高速列车制动模型的时变制动参数在线估计的滑动窗口最大期望算法.

2 列车制动模型的滑窗 EM 估计

在模型 (2) 和 (3) 中, 轮轨粘着系数作为描述列车实际运行环境的重要参数, 难以直接测量. 考虑到这一特性, 本文选取最大期望 (Expectation maximization, EM) 算法对粘着系数进行估计, 从非完整数据集中对不可观测的粘着系数进行估计^[14]. 然而, 现有的最大期望估计算法存在速率慢、计算效率低、离线非时变特征等不足. 因此, 本文考虑到

滑动窗口的特性, 将滑动窗口与 EM 结合, 提出适合于高速列车制动模型的滑窗最大期望算法.

2.1 构造条件数学期望

滑动窗口是一种常用的数据处理模型, 它可以针对高速列车模型大量连续、无限、快速观测数据, 设置窗口起始位置和结束位置, 选取当前窗口数据进行分析^[25-26]. 窗口的起始位置和结束位置会随着列车测量数据的不断到来而发生变化, 旧的数据会移除出窗口, 新的数据会加入到窗口中. 因此, 滑动窗口能够处理源源不断到来的数据, 而且仅对窗口内的最新列车数据进行处理, 符合列车制动过程的实际测量场景.

结合式 (2) 和 (3) 可知, 列车模型具有马尔科夫的概率性质, 即

$$x_{t+1} \sim p_{\mu}(x_{t+1}|x_t), y_t \sim p_{\mu}(y_t|x_t) \quad (11)$$

其中, $p_{\mu}(x_{t+1}|x_t)$ 表示已知列车状态 x_t 时 x_{t+1} 的概率密度; $p_{\mu}(y_t|x_t)$ 表示已知 x_t 时 y_t 的概率密度. μ 表示待估计的列车轮轨粘着系数.

本文基于数据记录计数来划分滑动窗口大小, 设定窗口前端为 t_1 时刻测量值, 后端为 t_2 时刻测量值, 窗口大小为 S , 滑动长度为 L . 以第 m 个窗口为研究对象进行研究, 初始化制动参数 μ 为第 $m-1$ 个区间的估计结果 $\hat{\mu}_{m-1}$, 即

$$\mu_m = \hat{\mu}_{m-1} \quad (12)$$

定义窗口输出向量序列及其似然函数为

$$Y_{t_1:t_2} = \{y_{t_1}, \dots, y_{t_2}\} \quad (13)$$

$$p_{\mu}(Y_{t_1:t_2}) = p_{\mu}(y_{t_1}, \dots, y_{t_2}) =$$

$$p_{\mu}(y_{t_1}) \prod_{t=(t_1+1)}^{t_2} p_{\mu}(y_t|Y_{t_1:(t-1)}) \quad (14)$$

式 (14) 中, $p_{\mu}(y_t|Y_{t_1:(t-1)})$ 表示已知位移向量序列 $Y_{t_1:(t-1)} = \{y_{t_1}, \dots, y_{t-1}\}$ 时, y_t 的概率密度. 考虑极大似然估计方法的特点, 对式 (14) 两边取对数, 得到输出向量序列的对数表达形式

$$L_{\mu}(Y_{t_1:t_2}) = \ln p_{\mu}(Y_{t_1:t_2}) = \ln p_{\mu}(y_{t_1}) + \sum_{t=(t_1+1)}^{t_2} \ln p_{\mu}(y_t|Y_{t_1:(t-1)}) \quad (15)$$

针对式 (15) 的形式, 结合贝叶斯定理与模型的马尔科夫特性, 得到 $p_{\mu}(y_t|Y_{t_1:(t-1)})$ 的计算过程为

$$p_{\mu}(y_t|Y_{t_1:(t-1)}) = \int p_{\mu}(y_t|x_t)p_{\mu}(x_t|Y_{t_1:(t-1)}) dx_t \quad (16)$$

其中, $p_{\mu}(y_t|x_t)$ 表示已知列车状态 x_t 时 y_t 的概率密

度, 由于列车模型中含有不可测量的制动参数集 μ , 这就给 $p_{\mu}(y_t|x_t)$ 的计算带来了困难. 本文采用期望最大化算法来间接优化式 (15) 的对数似然函数, 将列车的状态序列 $X_{t_1:t_2} = \{x_{t_1}, \dots, x_{t_2}\}$ 视为不完全可测数据, 求取 $X_{t_1:t_2}$ 与列车的输出观测数据 $Y_{t_1:t_2}$ 组成全部数据的联合概率密度函数

$$L_{\mu}(X_{t_1:t_2}, Y_{t_1:t_2}) = \ln p_{\mu}(X_{t_1:t_2}, Y_{t_1:t_2}) = \ln p_{\mu}(X_{t_1:t_2}|Y_{t_1:t_2}) + \ln p_{\mu}(Y_{t_1:t_2}) \quad (17)$$

考虑最小方差估计的思想, 假设当前得到的列车的粘着系数估计值为 μ_k , 结合 μ_k 和输出观测序列 $Y_{t_1:t_2}$ 计算 $L_{\mu}(X_{t_1:t_2}, Y_{t_1:t_2})$ 的期望值 $Q(\mu, \mu_k)$

$$Q(\mu, \mu_k) = \int \ln p_{\mu}(X_{t_1:t_2}, Y_{t_1:t_2}) \times p_{\mu_k}(X_{t_1:t_2}|Y_{t_1:t_2}) dX_{t_1:t_2} = \ln p_{\mu}(Y_{t_1:t_2}) + \int \ln p_{\mu}(X_{t_1:t_2}|Y_{t_1:t_2}) \times p_{\mu_k}(X_{t_1:t_2}|Y_{t_1:t_2}) dX_{t_1:t_2} \quad (18)$$

其中, $p_{\mu_k}(X_{t_1:t_2}|Y_{t_1:t_2})$ 表示列车参数为 μ_k 时, 在条件为输出序列 $Y_{t_1:t_2}$ 下, 状态 $X_{t_1:t_2}$ 的概率密度.

基于上述推导, 并结合贝叶斯定理和制动模型的马尔科夫特性, $L_{\mu}(X_{t_1:t_2}, Y_{t_1:t_2})$ 表示为如下形式

$$L_{\mu}(X_{t_1:t_2}, Y_{t_1:t_2}) = \ln p_{\mu}(Y_{t_1:t_2}|X_{t_1:t_2}) + \ln p_{\mu}(X_{t_1:t_2}) = \ln p_{\mu}(x_{t_1}) + \sum_{t=t_1}^{t_2-1} \ln p_{\mu}(x_{t+1}|x_t) + \sum_{t=t_1}^{t_2} \ln p_{\mu}(y_t|x_t) \quad (19)$$

将式 (19) 代入式 (18) 便可得到条件数学期望 $Q(\mu, \mu_k)$ 的值:

$$Q(\mu, \mu_k) = I_1 + I_2 + I_3 \quad (20)$$

$$I_1 = \int \ln p_{\mu}(x_{t_1}) p_{\mu_k}(x_{t_1}|Y_{t_1:t_2}) dx_{t_1} \quad (21)$$

$$I_2 = \sum_{t=t_1}^{t_2-1} \iint \ln p_{\mu}(x_{t+1}|x_t) \times p_{\mu_k}(x_{t+1}, x_t|Y_{t_1:t_2}) dx_t dx_{t+1} \quad (22)$$

$$I_3 = \sum_{t=t_1}^{t_2} \int \ln p_{\mu}(y_t|x_t) p_{\mu_k}(x_t|Y_{t_1:t_2}) dx_t \quad (23)$$

其中, I_1 与条件平滑密度 $p_{\mu_k}(x_{t_1}|Y_{t_1:t_2})$ 有关; I_2 与条件平滑密度 $p_{\mu_k}(x_{t+1}, x_t|Y_{t_1:t_2})$ 有关; I_3 与条件平滑密度 $p_{\mu_k}(x_t|Y_{t_1:t_2})$ 有关. 然而, 列车状态中含有不可测量的变量, 难以通过积分的方法进行解析计算, 借鉴粒子滤波与粒子平滑的思想, 将积分计算通过

粒子方式进行求解, 即: 采用粒子滤波器来估计条件分布密度 $p_\mu(x_t|Y_t)$, 采用粒子平滑器估计 $p_\mu(x_t|Y_{t_1:t_2})$ 与 $p_\mu(x_{t+1}, x_t|Y_{t_1:t_2})$, 用 $\omega_{t_1|t_2}^i$ 表示粒子滤波后每个粒子的权值, 用 $\omega_{t_1|t_2}^i$ 表示粒子平滑后每个粒子的权值.

$$I_1 = \sum_{i=1}^M \omega_{t_1|t_2}^i \ln p_\mu(\tilde{x}_{t_1}^i) \quad (24)$$

$$I_3 = \sum_{t=t_1}^{t_2} \sum_{i=1}^M \omega_{t|t_2}^i \ln p_\mu(y_t|\tilde{x}_t^i) \quad (25)$$

通过式 (24) 和式 (25) 得到了 I_1, I_2 的计算方法, 然而对于 I_2 项来说, 式 (22) 涉及到两个连续时刻的状态变量 x_t, x_{t+1} 的联合条件平滑密度 $p_\mu(x_{t+1}, x_t|Y_{t_1:t_2})$, 因此, 需要对 $p_\mu(x_{t+1}, x_t|Y_{t_1:t_2})$ 进行变换, 选取两组粒子对 I_2 的积分变量 x_t, x_{t+1} 进行离散, 使 I_2 也可以表示为粒子求和的形式, 即

$$I_2 = \sum_{t=t_1}^{t_2-1} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \omega_{t|t_2}^{ij} \ln p_\mu(\tilde{x}_{t+1}^j|\tilde{x}_t^i) \quad (26)$$

式中,

$$\omega_{t|t_2}^{ij} = \frac{\omega_{t_1|t_2}^i \omega_{t+1|t_2}^j p_{\mu_k}(\tilde{x}_{t+1}^j|\tilde{x}_t^i)}{\sum_{l=1}^M \omega_{t|t_2}^l p_{\mu_k}(\tilde{x}_{t+1}^l|\tilde{x}_t^i)} \quad (27)$$

至此, 条件数学期望 $Q(\mu, \mu_k)$ 的三个分量 I_1, I_2, I_3 求解完成, 即

$$Q(\mu, \mu_k) = I_1 + I_2 + I_3 \quad (28)$$

2.2 最大化条件数学期望

通过对列车制动模型的分析可知, 条件数学期望的估计值 $\hat{Q}(\mu, \mu_k)$ 与列车制动参数之间为非线性、非凸的关系, 难以求得其封闭解, 因此, 本文采用梯度寻优法^[27] 寻找使 $\hat{Q}(\mu, \mu_k)$ 取得最大值的 μ , 对 $\hat{Q}(\mu, \mu_k)$ 关于参数 μ 求偏导如下

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \hat{Q}(\mu, \mu_k) = \frac{\partial \hat{I}_1}{\partial \mu} + \frac{\partial \hat{I}_2}{\partial \mu} + \frac{\partial \hat{I}_3}{\partial \mu} \quad (29)$$

式中,

$$\frac{\partial \hat{I}_1}{\partial \mu} = \sum_{i=1}^M \omega_{t_1|t_2}^i \frac{\partial \ln p_\mu(\tilde{x}_{t_1}^i)}{\partial \mu} \quad (30)$$

$$\frac{\partial \hat{I}_2}{\partial \mu} = \sum_{t=t_1}^{t_2-1} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \omega_{t|t_2}^{ij} \frac{\partial \ln p_\mu(\tilde{x}_{t+1}^j|\tilde{x}_t^i)}{\partial \mu} \quad (31)$$

$$\frac{\partial \hat{I}_3}{\partial \mu} = \sum_{t=t_1}^{t_2} \sum_{i=1}^M \omega_{t|t_2}^i \frac{\partial \ln p_\mu(y_t|\tilde{x}_t^i)}{\partial \mu} \quad (32)$$

在对 $\hat{Q}(\mu, \mu_k)$ 关于参数 μ 求偏导后, 采用梯度法进行参数迭代寻优, 迭代和更新过程为

$$\begin{aligned} \alpha_{j+1} &= \alpha_j + \beta_j p_j \\ p_j &= H_j g_j \\ g_j &= \frac{\partial}{\partial \mu} \hat{Q}(\mu, \mu_k)|_{\mu=\alpha_j} \end{aligned} \quad (33)$$

其中, H_j 是用来确定 p_j 梯度找寻方向的正定矩阵, β_j 表示一个标量的步长来确保 $\hat{Q}(\alpha_j + \beta_j p_j, \mu_k) > \hat{Q}(\alpha_j, \mu_k)$. 通过上述的迭代过程, 当 $\hat{Q}(\alpha_j, \mu_k)$ 增量到达所设定的范围时, 迭代寻优的过程截止, 得到参数估计 μ_{k+1} 使得 $Q(\mu_{k+1}, \mu_k) > Q(\mu_k, \mu_k)$, 也保证了 $L(\mu_{k+1}) > L(\mu_k)$, 从而认为 μ_{k+1} 是比 μ_k 更好的估计值.

当制动参数的估计效果满足 $\|\mu_{k+1} - \mu_k\| \leq \varepsilon$ 时, 算法终止, 将 μ_{k+1} 视为第 m 个窗口的制动参数集最终估计结果 $\hat{\mu}_m$, 否则算法继续迭代, 即

$$\hat{\mu}_m = \mu_{k+1} \quad (34)$$

2.3 列车制动模型滑窗 EM 估计步骤

综合前几节的分析, 得到高速列车制动模型的滑窗在线 EM 估计算法, 算法的流程图如图 1 所示, 算法具体步骤总结如下:

步骤 1. 收集并记录高速列车制动模型观测数据 Y , 初始化所需估计的制动参数 μ , 设定滑动窗口大小 S , 窗口滑动长度 L , 窗口序号 $m = 1$, 对列车观测数据 $Y_{1:S}$ 采用 EM 算法进行估计;

步骤 2. 构造列车条件数学期望 (E): 执行粒子滤波与粒子平滑算法, 计算 I_1, I_2, I_3 , 得到列车期望 $\hat{Q}(\mu, \mu_k) = I_1 + I_2 + I_3$;

步骤 3. 最大化列车期望 $\hat{Q}(\mu, \mu_k)$ (M), 得到参数估计值 $\mu_{k+1} = \arg \max_{\mu} \hat{Q}(\mu, \mu_k)$. 当估计精度满足 $\|\mu_{k+1} - \mu_k\| \leq \varepsilon$ 时, 迭代停止, 得到第 m 个窗口的制动参数估计结果 $\hat{\mu}_m = \mu_{k+1}$, 否则返回步骤 2 继续迭代寻优;

步骤 4. 窗口向后移动 L 个长度, $m = m + 1$, 以 $\hat{\mu}_{m-1}$ 为制动参数初始值, 对现有窗口数据进行分析, 迭代执行步骤 2 和步骤 3, 得到制动参数估计结果 $\hat{\mu}_m$ 后转到步骤 5;

步骤 5. 如果剩余数据长度大于窗口大小, 转步骤 4, 否则将剩余全部数据作为估计数据, 执行步骤 2 和步骤 3, 得到最后一个窗口的制动参数的估计结果 $\hat{\mu}_m$.

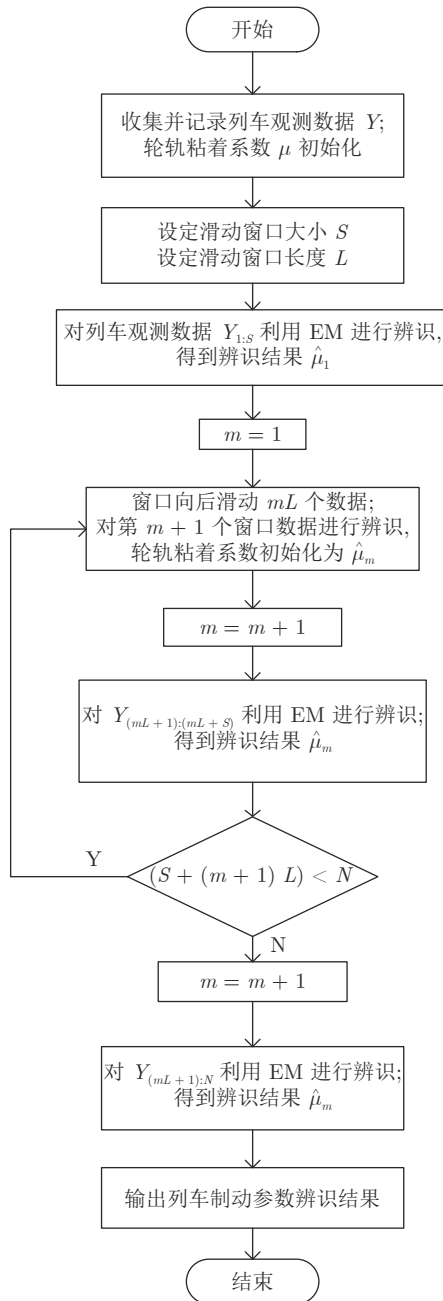


图 1 时变参数估计流程

Fig. 1 Flow chart of time-varying parameter estimation

3 仿真结果与分析

为验证本文估计方法的有效性, 选取 CRH3 型四动四拖高速列车作为研究对象, 进行仿真实验.

3.1 列车参数说明

在列车制动仿真实验中, 制动装置的主要参数如表 1 所示.

轮轨粘着系数值按照列车实际经验选取, 根据

表 1 CRH3 紧急制动主要参数特性
Table 1 Main emergency braking parameters of CRH3

参数名称	参数特性
列车总重量 (t)	536
最高运行速度 (km/h)	350
持续运行速度 (km/h)	300
制动缸直径 (mm)	203
制动缸空气压力 (kPa)	410
传动效率	0.85
制动倍率	2.55
制动盘摩擦系数	0.28
制动盘平均摩擦半径 (mm)	297.6
车轮滚动圆半径 (mm)	460

轨面状态不同可以分为干轨粘着系数和湿轨粘着系数, 分别为

$$\text{干轨: } \mu = 0.06 + \frac{46.6}{260 + v}$$

$$\text{湿轨: } \mu = 0.04 + \frac{13.7}{120 + v}$$

由此可知, 粘着系数为一时变参数, 其值随速度增大呈反比例减小, 且不同轨面状态对粘着系数取值影响较为明显. 当列车运行在轨面切换状态时, 轮轨间粘着系数发生突变, 对高速列车运行造成较大的不确定影响. 在列车的实际制动过程中, 为了保障绝对安全, 列车在制定制动策略时将粘着系数取为最小值, 从而将制动距离假定为足够大, 这大大降低了列车的运行效率; 与此同时, 在冰雪天气的影响下, 特别是山区的户外线路, 列车运行情况更为恶劣, 粘着系数会显著降低, 甚至可能会超过预期, 并且在隧道内和隧道外, 粘着系数会有显著的差异, 从而影响系统对制动距离的判断. 基于上述分析, 本文对不同环境下的轮轨粘着系数进行仿真研究.

在列车模型估计算法中, 设置迭代次数 50 次, 粒子数为 20, 轮轨粘着系数的初始值设置为真值 100% 邻域内的随机数, 基于上述仿真环境, 进行 200 次蒙特卡罗实验, 对高速列车粘着系数进行实时估计.

3.2 平道 - 隧道突变粘着系数估计

当列车从干燥平直轨道运行进入隧道时, 无法获取隧道内的实时真实环境. 若隧道内因突发性原因造成积水, 隧道表面变得潮湿, 轮轨粘着系数骤降, 对列车安全运行产生了威胁. 因此, 对列车平道 - 隧道突变粘着系数进行在线估计, 得到粘着系数的实时变化曲线.

列车运行状态仿真如下: 列车首先以 300 km/h

匀速运行于正常干燥平直道路, 按照线路限速规定, 进入前方隧道后, 列车限速低于 250 km/h. 但是, 隧道内由于积水的存在, 轨面湿滑, 轮轨间粘着系数极低, 为保证列车与乘客的安全, 结合粘着系数实际变化情况, 列车采取粘着制动与空气制动相结合的制动手段, 使列车最终运行在 100 km/h.

图 2 为制动速度 - 轮轨粘着系数突变曲线. 由图可知, 列车从平直干燥轨道驶入潮湿隧道的过程中, 轮轨粘着系数首先从 0.1432 突降至 0.0726, 随着速度的减小, 粘着系数逐渐上升, 最终保持稳定在速度为 100 km/h 对应的 0.1023.

图 3 为列车粘着力与制动力的关系曲线. 图中实线为列车制动装置产生的空气制动力, 虚线为轮轨间的粘着力. 列车从 300 km/h 减速开始制动力大于粘着力, 为保证列车安全, 避免发生空转和打滑, 列车采用粘着制动; 随着速度减小, 轮轨间粘着系数上升, 粘着力恢复至与制动力相同, 并在随后减速过程中大于制动力, 列车空气制动恢复.

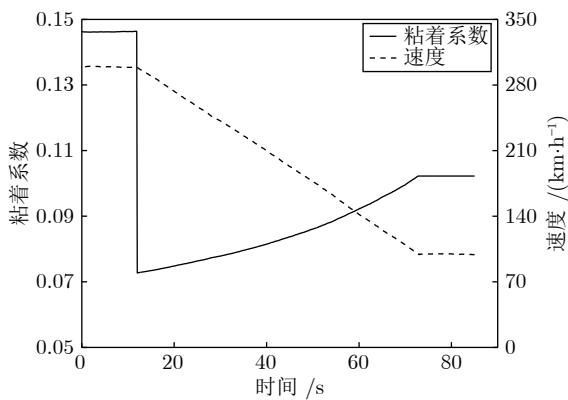


图 2 制动速度 - 轮轨粘着系数

Fig. 2 Braking speed and adhesion coefficient of wheel-rail from external rail to tunnel rail

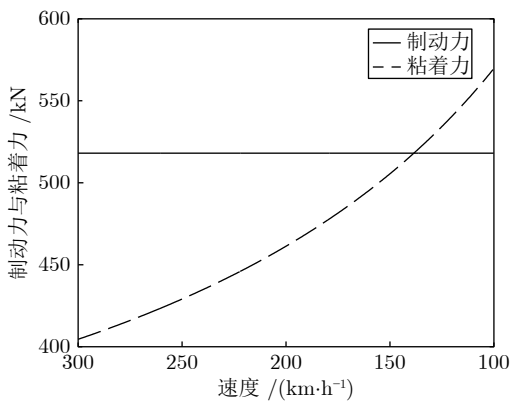


图 3 列车粘着力与制动力

Fig. 3 Adhesive braking force and air braking force

图 4 为平道 - 隧道粘着系数实时估计曲线. 图中实线为粘着系数的真实变化曲线, 其他曲线分别是初值为 0, 0.03, 0.05, 0.09 和 0.12 时粘着系数的估计曲线. 由图可知, 本文提出的方法可以准确地对列车粘着系数进行实时估计, 在速度从 300 km/h 减至 270 km/h 附近时即得到粘着系数的准确估计结果.

图 5 和图 6 分别为粘着系数估计误差和相对误差曲线图, 由图可知, 不同初值下的估计误差和相对误差随时间增长而逐渐减小, 在速度从 300 km/h 减至 270 km/h 期间波动较大, 在 270 km/h 附近两种曲线逐渐稳定并保持在固定范围内小幅波动.

为进一步说明本文方法的有效性, 将本文方法与扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman filter, EKF) 估计效果进行对比分析. 图 7 ~ 9 分别为不同初始条件下, 基于 EKF 的粘着系数实时估计结果、估计误差和相对误差曲线.

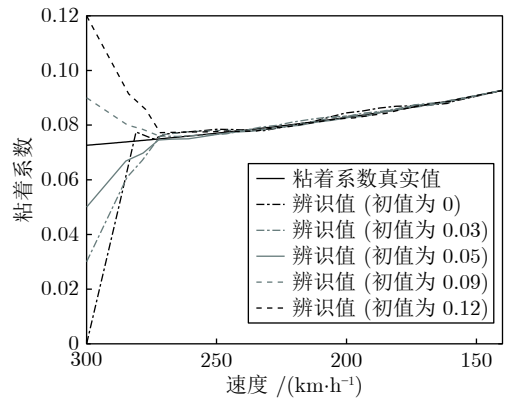


图 4 平道 - 隧道粘着系数实时估计

Fig. 4 Real-time estimation of adhesion coefficient from external rail to tunnel rail

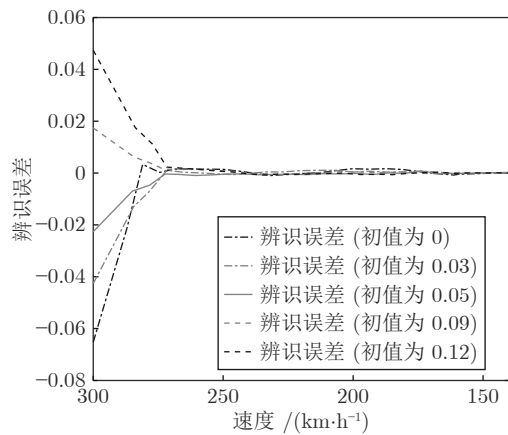


图 5 粘着系数估计误差

Fig. 5 Estimation error of adhesion coefficient

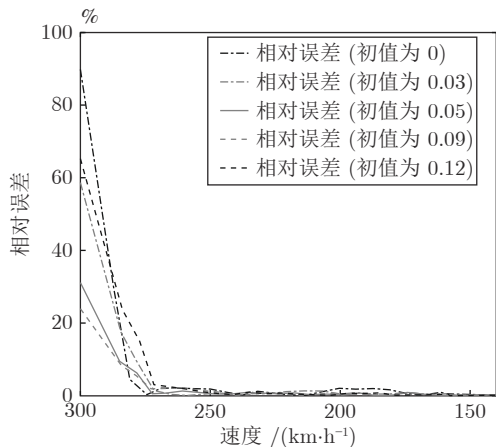


图 6 粘着系数估计相对误差

Fig. 6 Relative estimation error of adhesion coefficient

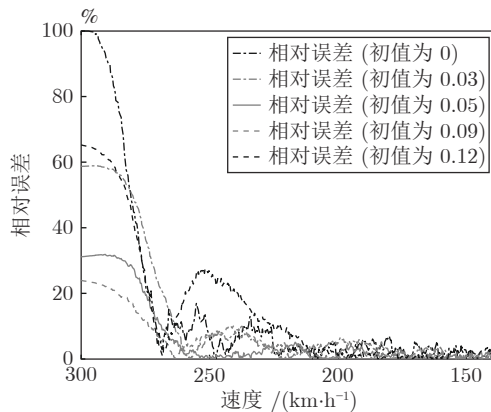


图 9 EKF 粘着系数估计相对误差

Fig. 9 Relative estimation error of adhesion coefficient by EKF

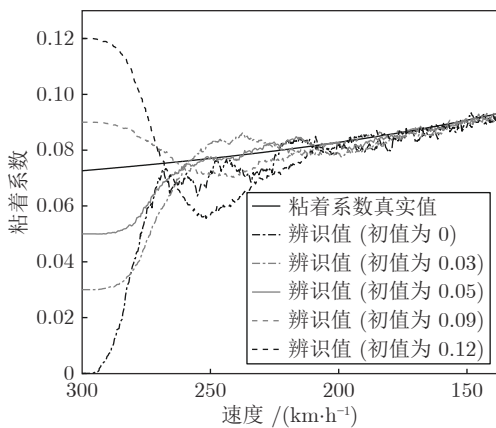


图 7 EKF 粘着系数实时估计

Fig. 7 Real-time estimation of adhesion coefficient by EKF

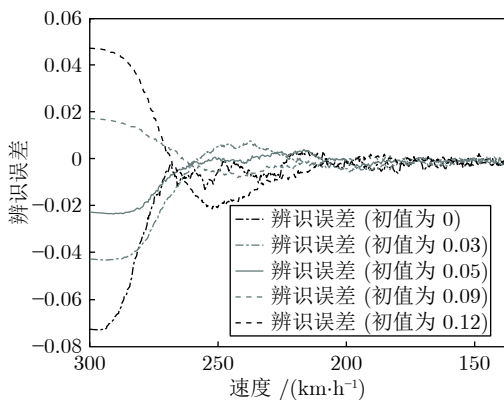


图 8 EKF 粘着系数估计误差

Fig. 8 Estimation error of adhesion coefficient by EKF

表 2 为不同初值下, 本文方法与 EKF 列车粘着系数估计结果对比. 由表 2 可知, 通过本文方法得到的粘着系数估计误差和相对误差的平均值分别为 ± 0.0015 和 1.8705%, 通过 EKF 得到的粘着系数估计误差和相对误差的平均值分别为 ± 0.0101 和 12.0350%. 本文方法估计精度更高, 实时性更好, 满足制动系统的实际需求.

图 10 和图 11 分别为列车平道 - 隧道制动距离仿真曲线和制动速度曲线. 图中实线与点画线分别为湿轨理论粘着系数极值条件范围 (0.0726 ~ 0.1542) 下的制动距离与制动速度, 虚线为时变粘着系数下的制动距离与制动速度. 由图可知, 粘着系数为 0.1542 时, 制动距离与制动时间分别为 3 060.7 m 和 56.1 s; 粘着系数为 0.0726 时, 制动距离与制动时间分别为 3 946.7 m 和 71.7 s; 时变粘着系数下的制动距离与制动时间分别为 3 481.1 m 和 62.8 s. 为了确保安全, 列车在实际运营中, 会以粘着系数 0.0726 制定目标 - 距离曲线. 相比上述制定目标 - 距离曲线的方法, 实时准确的对粘着系数进行辨识, 根据时变粘着系数制定制动目标 - 距离曲线, 制动距离与制动时间分别减少了 11.80% 与 12.41%, 可

表 2 粘着系数实时估计结果对比

Table 2 Comparison of real-time estimation results of adhesion coefficient

初值	本文方法		EKF	
	估计误差	相对误差 (%)	估计误差	相对误差 (%)
0.00	± 0.0017	2.0907	± 0.0129	13.7828
0.03	± 0.0011	1.3984	± 0.0078	9.9778
0.05	± 0.0009	1.2802	± 0.0081	10.7114
0.09	± 0.0016	2.1527	± 0.0079	10.1600
0.12	± 0.0023	2.4306	± 0.0137	15.5428
平均值	± 0.0015	1.8705	± 0.0101	12.0350

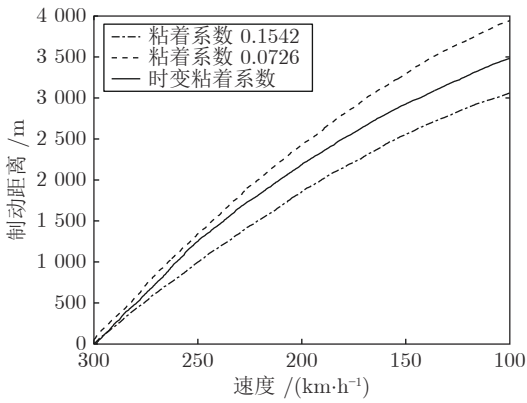


图 10 列车平道 - 隧道制动速度与制动距离

Fig. 10 Braking speed and distance of train from external rail to tunnel rail

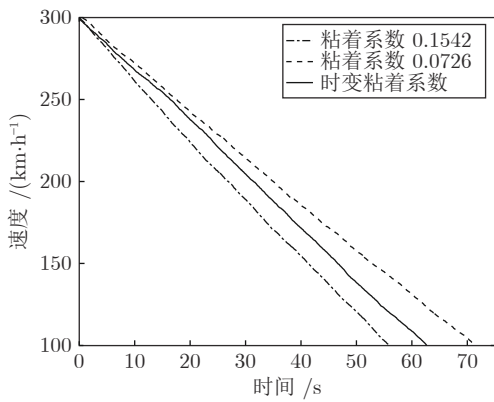


图 11 列车平道 - 隧道制动速度与制动时间

Fig. 11 Train braking speed and braking time from external rail to tunnel rail

以有效地提高列车线路的调度效率.

3.3 隧道 - 平道突变粘着系数估计

当列车从隧道正常驶出至外界平直道路, 会由于隧道内通信等问题, 无法及时获取外界轨道情况. 列车在隧道内行驶的过程中, 若外界突发暴雨、暴雪和山体滑坡等极端恶劣天气, 列车驶出隧道将面临极大的危险. 因此, 对隧道 - 平道突变粘着系数进行在线估计具有重要的实际意义.

列车运行状态仿真如下: 按照隧道线路限速规定, 列车首先以 250 km/h 在隧道内平稳运行, 由于隧道内通信不佳, 无法提前获知隧道外的突发暴雨、暴雪等自然灾害, 当列车从隧道驶出至外界平直路段时, 由于轨面湿滑, 轮轨间粘着系数突降, 为保证列车与乘客的安全, 结合粘着系数实际变化情况, 列车采取粘着制动与空气制动相结合的制动手段, 使列车最终运行在 50 km/h.

图 12 为轮轨隧道 - 平道粘着系数突变曲线.

由图可知, 列车从正常隧道驶出至外界潮湿平直轨道的过程中, 轮轨粘着系数首先从 0.1514 突降至 0.0770, 随着速度的减小粘着系数逐渐上升, 最终保持稳定在速度为 50 km/h 处对应的 0.1206.

图 13 为列车粘着力与制动力的关系曲线. 图中实线为列车制动装置产生的空气制动力, 虚线为轮轨间的粘着力. 列车从 250 km/h 减速开始制动力大于粘着力, 为避免发生空转和打滑, 列车采用粘着制动; 随着速度减小, 轮轨间粘着系数上升, 粘着力恢复至与制动力相同, 并在随后减速过程中大于制动力, 列车空气制动恢复.

图 14 为隧道 - 平道粘着系数实时估计曲线. 图中实线为粘着系数的真实变化曲线, 其他曲线分别是初值为 0, 0.03, 0.05, 0.09 和 0.12 时粘着系数的估计曲线. 由图可知, 本文提出的方法可以准确地对列车粘着系数进行实时估计, 在速度从 250 km/h 减至 220 km/h 附近时即得到粘着系数的准确估计结果.

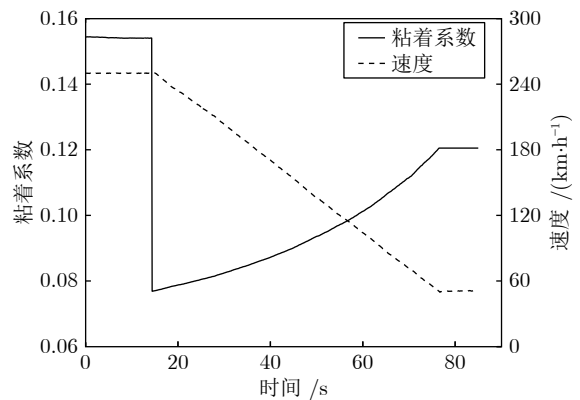


图 12 轮轨隧道 - 平道粘着系数

Fig. 12 Adhesion coefficient of wheel-rail from tunnel rail to external rail

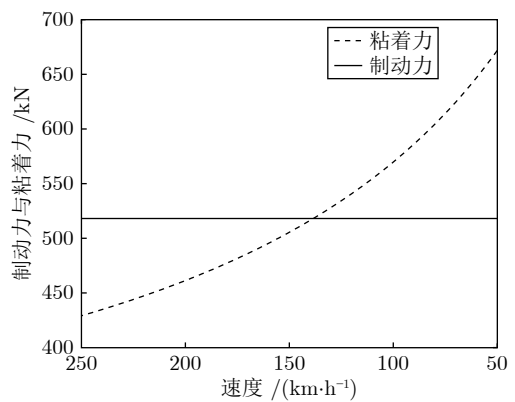


图 13 列车粘着力与制动力

Fig. 13 Adhesive braking force and air braking force

图 15 和图 16 分别为粘着系数估计误差和相对误差曲线图, 由图可知, 不同初值下的估计误差和

相对误差随时间增长而逐渐减小, 在速度从 250 km/h 减至 220 km/h 期间波动较大, 在 220 km/h 附近两种曲线逐渐稳定并保持在固定范围内小幅波动.

图 17~19 分别为通过 EKF 得到的粘着系数实时估计值、估计误差和估计相对误差.

表 3 为列车轮轨粘着系数不同初值的情况下, 本文方法与 EKF 得到的列车粘着系数估计结果. 由表可知, 通过本文方法得到的粘着系数估计误差和相对误差的平均值分别为 ± 0.0015 和 1.8169%, 通过 EKF 得到的粘着系数估计误差和相对误差的平均值分别为 ± 0.0110 和 13.1255%. 由表可知, 本文方法估计精度更高, 实时性更好, 满足制动系统的实际需求.

图 20 和图 21 分别为列车隧道 - 平道制动距离仿真曲线和制动速度仿真曲线. 图中实线与点画线分别为湿轨理论粘着系数极值条件范围 (0.0726~0.1542) 下的制动距离与制动速度, 虚线为时变粘着

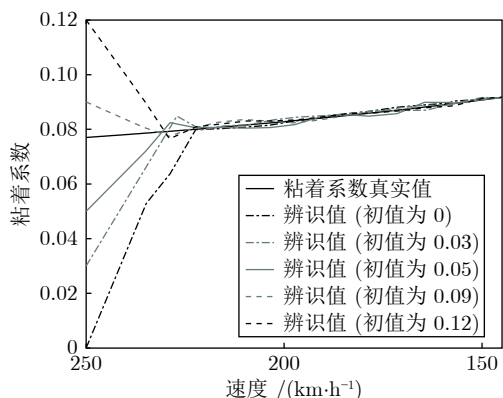


图 14 隧道 - 平道粘着系数实时估计
Fig. 14 Real-time estimation of adhesion coefficient from tunnel rail to external rail

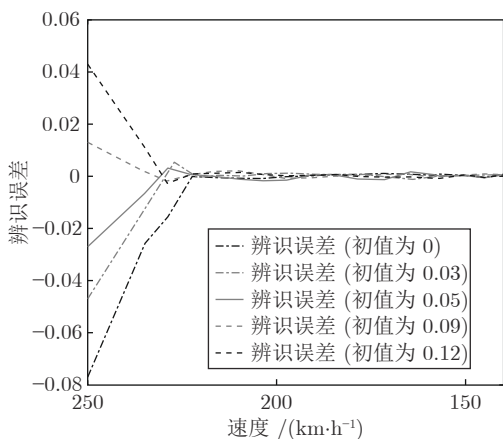


图 15 粘着系数估计误差
Fig. 15 Relative estimation error of adhesion coefficient

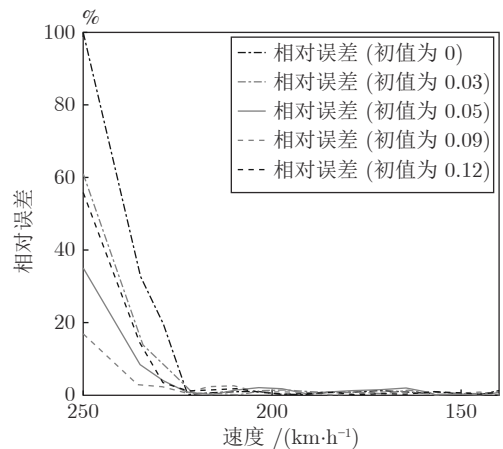


图 16 粘着系数估计相对误差
Fig. 16 Relative estimation error of adhesion coefficient

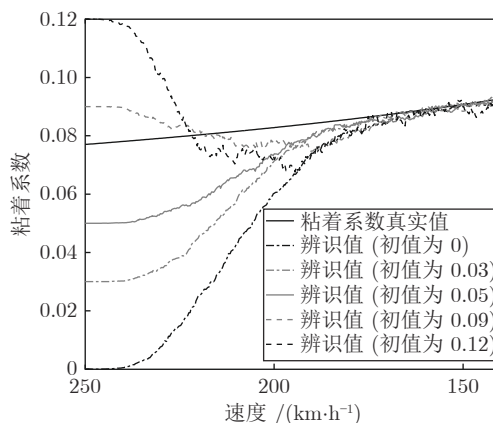


图 17 EKF 粘着系数实时估计
Fig. 17 Real-time estimation of adhesion coefficient by EKF

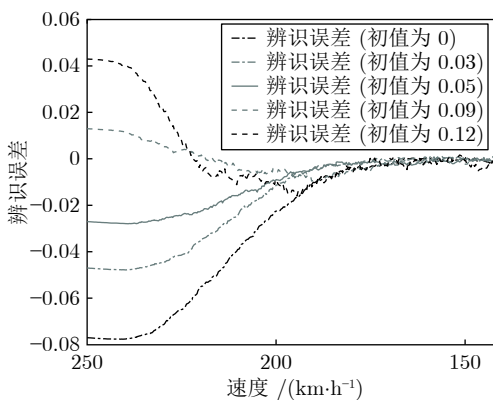


图 18 EKF 粘着系数估计误差
Fig. 18 Estimation error of adhesion coefficient by EKF

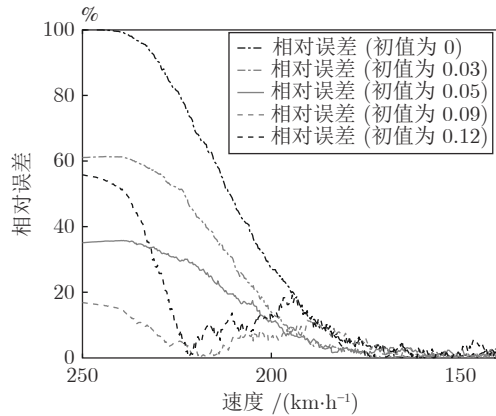


图 19 EKF 粘着系数估计相对误差

Fig. 19 Relative estimation error of adhesion coefficient by EKF

表 3 粘着系数实时估计结果对比

Table 3 Comparison of real-time estimation results of adhesion coefficient

初值	本文方法		EKF	
	估计误差	相对误差 (%)	估计误差	相对误差 (%)
0.00	± 0.0011	1.2338	± 0.0117	13.8956
0.03	± 0.0012	1.4101	± 0.0120	14.4391
0.05	± 0.0017	2.0780	± 0.0095	11.4757
0.09	± 0.0021	2.5633	± 0.0096	11.4356
0.12	± 0.0015	1.7995	± 0.0121	14.3814
平均值	± 0.0015	1.8169	± 0.0110	13.1255

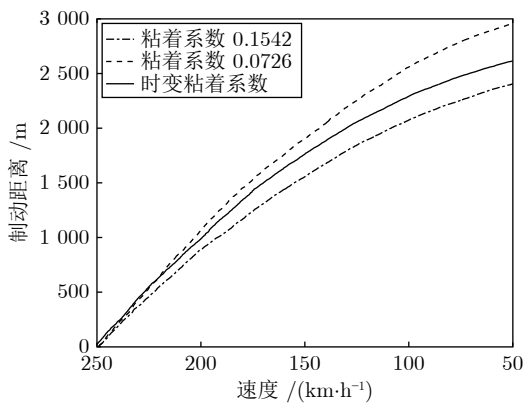


图 20 列车隧道 - 平道制动速度与制动距离

Fig. 20 Braking speed and distance of train from tunnel rail to external rail

系数下的制动距离与制动速度.由图可知,粘着系数为 0.1542 时,制动距离与制动时间分别为 2 404.3 m 和 59.3 s;粘着系数为 0.0726 时,制动距离与制动时间分别为 2 958.9 m 和 72.7 s;时变粘着系数下的制动距离与制动时间分别为 2 614.4 m 和 62.7 s.为了确保安全,在列车的实际运营中,会以轨道粘

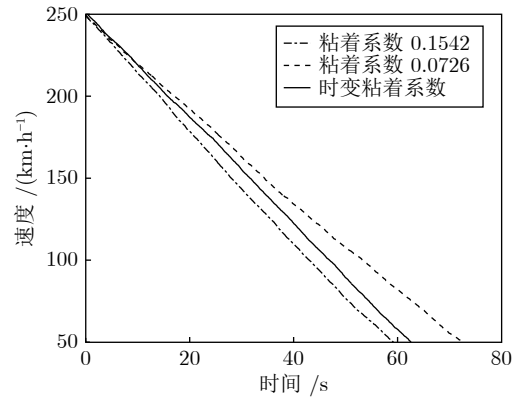


图 21 列车隧道 - 平道制动速度与制动时间

Fig. 21 Braking speed and braking time of train from tunnel rail to external rail

着系数为 0.0726 制定目标 - 距离曲线.相比上述制定目标 - 距离曲线的方法,根据时变粘着系数制定制动目标 - 距离曲线,制动距离与制动时间分别减少了 11.64% 与 13.76%,可以有效地提高列车定位精度,优化线路的调度效率.

通过对列车平道 - 隧道和隧道 - 平道运行状态下突变粘着系数的估计结果分析可得:针对高速列车紧急制动模型,当列车运行于轨面切换状态且粘着系数的初值设定在指定范围内时,本文提出的估计方法可快速且准确地对粘着系数进行实时估计,验证了该方法的有效性.通过对粘着系数的实时估计,可以有效地减少列车的制动距离和制动时间,在保证列车的安全的同时,大大提高了调度效率.

4 结论

本文通过分析高速列车紧急制动机理,结合列车实际运行环境,建立了基于环境的高速列车紧急制动模型.针对列车轮轨间粘着参数不能直观观测、随时间变化的特点,提出了基于滑动窗口的高速列车制动模型最大期望算法,对轮轨间时变粘着系数进行了在线估计.仿真结果表明,本文提出的方法可以快速准确地估计出粘着参数的实时值,减少了列车的制动距离和制动时间,在保证列车安全的同时,可大幅提高运营效率.在后续的研究中,将对算法进行改进与优化,使滑动窗口大小自适应的调整,进一步提高参数估计的速度与精度.

References

- Hu H X, Tang B, Gong X J. Intelligent fault diagnosis of the high-speed train with big data based on deep neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, **13**(4): 2106-2116
- Pan P Y, Hu H T, Yang X W, Blaabjerg F, Wang X F, He Z

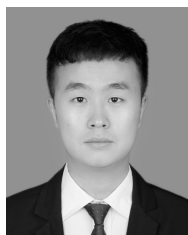
- Y. Impedance measurement of traction network and electric train for stability analysis in high-speed railways. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2018, **33**(12): 10086–10100
- 3 Zhou Dong-Hua, Ji Hong-Quan, He Xiao. Fault diagnosis techniques for the information control system of high-speed trains. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(7): 1153–1164
(周东华, 纪洪泉, 何潇. 高速列车信息控制系统的故障诊断技术. 自动化学报, 2018, **44**(7): 1153–1164)
- 4 Zhang K P, Jiang B, Tao G. MIMO evolution model-based coupled fault estimation and adaptive control with high-speed train applications. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, **26**(5): 1552–1566
- 5 Ning B, Dong H R, Gao S G. Distributed cooperative control of multiple high-speed trains under a moving block system by nonlinear mapping-based feedback. *Science China (Information Sciences)*, 2018, **61**(12): 22–33
- 6 Dong H R, Gao S G, Ning B. Cooperative control synthesis and stability analysis of multiple trains under moving signaling systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, **17**(10): 2730–2738
- 7 Song Q, Song Y D, Tang T. Computationally inexpensive tracking control of high-speed trains with traction/braking saturation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, **12**(4): 1116–1125
- 8 Song Y D, Song Q, Cai W C. Fault-tolerant adaptive control of high-speed trains under traction/braking failures: a virtual parameter-based approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, **15**(2): 737–748
- 9 Su S, Tang T, Roberts C. A cooperative train control model for energy saving. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, **16**(2): 622–631
- 10 Song Q, Song Y D. Data-based fault-tolerant control of high-speed trains with traction/braking notch nonlinearities and actuator failures. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(12): 2250–2261
- 11 Guo Hong-Ge, Xie Ke-Ming. Hammerstein model and parameters identification of EMU braking system. *Journal of the China Railway Society*, 2014, **36**(4): 48–53
(郭红戈, 谢克明. 动车组列车制动系统的 Hammerstein 模型及其参数辨识方法. 铁道学报, 2014, **36**(4): 48–53)
- 12 Ding F, Xu L, Alsaadi F E. Iterative parameter identification for pseudo-linear systems with ARMA noise using the filtering technique. *IET Control Theory and Applications*, 2018, **12**(7): 892–899
- 13 Ding F, Liu X G, Chu J. Gradient-based and least-squares-based iterative algorithms for Hammerstein systems using the hierarchical identification principle. *IET Control Theory and Applications*, 2013, **7**(2): 176–184
- 14 Chon T B, Wills A, Ninness B. System identification of nonlinear state-space models. *Automatica*, 2011, **47**(1): 39–49
- 15 Ding F, Liu G, Liu X P. Parameter estimation with scarce measurements. *Automatica*, 2011, **47**(8): 1646–1655
- 16 Ding F, Wang F F, Xu L. Parameter estimation for pseudo-linear systems using the auxiliary model and the decomposition technique. *IET Control Theory and Applications*, 2017, **11**(3): 390–400
- 17 Ding F, Chen T W. Performance analysis of multi-innovation gradient type identification methods. *Automatica*, 2007, **43**(1): 1–14
- 18 Ma P, Ding F, Zhu Q M. Decomposition-based recursive least squares identification methods for multivariate pseudo-linear systems using the multi-innovation. *International Journal of Systems Science*, 2018, **49**(5): 920–928
- 19 Ding F, Chen T. Hierarchical gradient-based identification of multivariable discrete-time systems. *Automatica*, 2005, **41**(2): 315–325
- 20 Zhang X, Ding F, Xu L. State filtering-based least squares parameter estimation for bilinear systems using the hierarchical identification principle. *IET Control Theory and Applications*, 2018, **12**(12): 1704–1713
- 21 Ding F, Liu G J, Liu X P. Partially coupled stochastic gradient identification methods for non-uniformly sampled systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, **55**(8): 1976–1981
- 22 Wang X, Ding F. Partially coupled extended stochastic gradient algorithm for nonlinear multivariable output error moving average systems. *Engineering Computations*, 2017, **34**(2): 629–647
- 23 Zhong Lu-Sheng, Li Bing, Gong Jin-Hong. Maximum likelihood identification of nonlinear model for high-speed train. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(12): 2950–2958
(衷路生, 李兵, 龚锦红. 高速列车非线性模型的极大似然辨识. 自动化学报, 2014, **40**(12): 2950–2958)
- 24 Xie Guo, Zhang Dan, Hei Xin-Hong. Online identification method of time-varying parameters for longitudinal dynamics model of high-speed train. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2017, **17**(1): 71–81
(谢国, 张丹, 黑新宏. 高速列车纵向动力学模型时变参数在线辨识方法. 交通运输工程学报, 2017, **17**(1): 71–81)
- 25 Noh S J, Shim D, Jeon M. Adaptive sliding-window strategy for vehicle detection in highway environments. *Adaptive Sliding-Window Strategy for Vehicle Detection in Highway Environments*, 2016, **17**(2): 323–335
- 26 Shakil S, Billings J C, Keilholz S D. Parametric dependencies of sliding window correlation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, **65**(2): 254–263
- 27 Zhang Y Q, Lou Y C, Hong Y G. An approximate gradient algorithm for constrained distributed convex optimization. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2015, **1**(1): 61–67



谢国 西安理工大学自动化与信息工程学院教授。主要研究方向为智能轨道交通, 数据分析与故障诊断。本文通信作者。

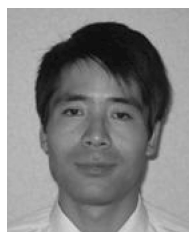
E-mail: guoxie@xaut.edu.cn

(XIE Guo Professor at the College of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology. His research interest covers intelligent transportation system, data analysis, and fault diagnosis. Corresponding author of this paper.)



金永泽 西安理工大学自动化与信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为智能轨道交通, 系统建模与状态估计. E-mail: yongzekim@163.com

(**JIN Yong-Ze** Ph.D. candidate at the College of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology. His research interest covers intelligent transportation system, system modeling, and state estimation.)



黑新宏 西安理工大学计算机科学与工程学院教授. 主要研究方向为安全关键计算机系统, 智能轨道交通及其在交通系统中的应用.

E-mail: heixinhong@xaut.edu.cn

(**HEI Xin-Hong** Professor at the College of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology. His research interest covers safety critical computer system, intelligent rail system and its application in traffic system.)



姬文江 西安理工大学计算机科学与工程学院讲师. 主要研究方向为车联网安全路由, 智能轨道交通.

E-mail: wjj@xaut.edu.cn

(**JI Wen-Jiang** Lecturer at the College of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology. His research interest covers safe routing for vehicle networking and intelligent rail system.)

gy. His research interest covers safe routing for vehicle networking and intelligent rail system.)



高士根 北京交通大学轨道交通安全与控制国家重点实验室副教授. 主要研究方向为列车运行非线性控制, 多列车协同控制.

E-mail: gaoshigen@bitu.edu.cn

(**GAO Shi-Gen** Associate professor at the State Key Laboratory of Rail Traffic Control and Safety, Beijing Jiaotong University. His research interest covers nonlinear control of train operation and multi-train cooperative control.)

His research interest covers nonlinear control of train operation and multi-train cooperative control.)



高桥圣 日本大学电子工程学院教授. 主要研究方向为软计算及其工业应用, 智能轨道交通.

E-mail: goldsli@163.com

(**TAKAHASHI Sei** Professor at the College of Electronic Engineering, Nihon University. His research interest covers soft computing and its industrial application, intelligent rail system.)

interest covers soft computing and its industrial application, intelligent rail system.)



望月宽 日本大学电子工程学院副教授. 主要研究方向为铁路信号和铁路设备的发展.

E-mail: sibyl_peng@outlook.com

(**MOCHIZUKI Hiroshi** Associate professor at the College of Electronic Engineering, Nihon University. His research interest covers railway signaling and development of railway equipment.)

research interest covers railway signaling and development of railway equipment.)