

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107481

弓网接触力长短时记忆网络预测的 受电弓主动控制与仿真*

陈仁祥¹, 王 帅¹, 杨黎霞², 杜子学¹, 孙文杰¹

(1. 重庆交通大学 交通工程应用机器人重庆市工程实验室 重庆 400074; 2. 重庆广播电视大学 重庆 400052)

摘 要:针对列车高速行驶时弓网系统接触力波动剧烈影响受流质量的问题,充分利用长短时记忆网络对时序预测的优势,提出了弓网接触力长短时记忆网络预测的受电弓主动控制方法。首先以二元受电弓模型作为研究对象,建立其动力学方程,并对其模型进行仿真得到接触力波动数据。然后,将仿真得到的接触力数据作为训练样本输入长短时记忆网络中建立预测模型,以预测下一时刻接触力。最后,以接触力预测值和期望值的差值作为目标控制力输出至磁流变阻尼器,由磁流变阻尼器提供控制力作用到受电弓,从而抑制接触力的动态波动以提高列车受流质量。通过实验证明,所提方法对弓网接触力控制更加准确,且大幅降低弓网接触力波动标准差,降幅超过 70.13%,且规避了弓网系统离线情况的发生,验证了所提方法在改善弓网受流质量上的稳定性和优越性。

关键词: 受电弓; 主动控制; 接触力; 长短时记忆网络**中图分类号:** TH703 U264.3 U264.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Active control and simulation for pantograph based on contact force prediction of long short-term memory network

Chen Renxiang¹, Wang Shuai¹, Yang Lixia², Du Zixue¹, Sun Wenjie¹

(1. Chongqing Engineering Laboratory for Transportation Engineering Application Robot, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. Chongqing Radio & TV University, Chongqing 400052, China)

Abstract: The contact force fluctuation of the pantograph-catenary system greatly affects the current quality when the train is running at high speed. To address this issue, an active control method of pantograph is proposed, which is based on contact force prediction of long short-term memory network. The advantage of long short-term memory network for time series prediction is fully utilized. Firstly, the pantograph model with two lumped masses is taken as the research object. Its dynamic equation is established, and the contact force fluctuation data is obtained by simulation of the model. Then, the contact force data obtained from simulation are utilized to train the long short-term memory network. In this way, a prediction model is formulated to predict the contact force at the next moment. Finally, the difference between the predicted value and the expected value of the contact force is taken as the target control force output to the magnetorheological damper. The magnetorheological damper provides the control force to act on the pantograph. The dynamic fluctuation of the contact force is suppressed and the current quality of the train is improved. Experimental results show that the proposed method is more accurate in the control of the contact force. The standard deviation of the fluctuation of the contact force is significantly reduced by more than 70.13%. The offline situation of the pantograph-catenary system is avoided, which verifies the stability and superiority of the proposed method for improving the current quality of the pantograph.

Keywords: pantograph; active control; contact force; long short-term memory network

收稿日期: 2021-02-04 Received Date: 2021-02-04

* 基金项目: 国家自然科学基金(51975079)、重庆市技术创新与应用示范项目(cstc2018jcsx-msybX0012)、重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJQN201900721)、交通工程应用机器人重庆市工程实验室开放基金(CELTEAR-KFKT-202002)项目资助

0 引言

弓网系统是电气化铁路供电系统中的关键组成部分,担负着将牵引网电能输送给电力机车使用的重要任务^[1]。弓网关系是影响高速铁路安全运行的三大重要关系之一,直接决定机车受流质量。随着机车的提速,弓网间复杂的耦合振动增强,弓网接触力波动加剧,严重时会造成弓网分离,导致受流质量急剧下降,给高速运行列车带来极大安全隐患。因此,抑制弓网接触力波动,改善受电弓受流性能成为当前高速铁路的重要课题。

接触力作为表征弓网耦合性能的重要参数,现有研究主要是从接触网和受电弓两个方面入手解决接触力波动问题,可分为两种方式:1)提高接触网刚度或增加接触线张力;2)增大弓网间的接触力^[2]。(1)需要投入巨大的人力物力对原有弓网系统类型和参数进行改造,且随着列车速度的提升,优化弓网系统静态参数的方法效果随之减弱^[3]。(2)则会增加弓网磨损,缩短弓网系统使用寿命。因此,研究受电弓的主动控制,通过施加主动控制力对弓网系统的振动进行有效抑制,使得弓网接触压力保持在理想状态,成为改善受电弓性能的有效措施^[4]。

目前已提出多种受电弓主动控制策略,包括线性二次型(linear quadratic regulator, LQR)最优控制^[5-6]、滑膜控制^[7-9]、模糊控制^[3,10]及其他控制方法^[11]。LQR 最优控制通过确定代价函数最小化的反馈规律计算最优控制力,但需要经验选取状态加权矩阵 Q 和控制力权重系数 R ;滑膜控制通过设置合理的切换函数实现控制,但滑膜控制中需要经验计算目标特征值和预测因子;模糊控制要求建立合适的模糊控制器实现受电弓主动控制,而模糊控制中需要先验知识建立规则和选择输入量。任志玲等^[11]提出了基于接触力历史数据,利用模型预测控制(model predictive control, MPC)的弓网系统控制策略克服了以上方法对先验经验的依赖。但 MPC 模型仅考虑有限的几个时间步,因而其接触力预测结果精度不足,导致其在弓网接触力控制上表现乏力。

对于接触力预测的受电弓主动控制,核心在于弓网接触力预测的准确性,如预测结果准确性差则会导致计算得到的控制力误差大,抑制弓网接触力波动的效果差。基于此,充分利用长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)对时序预测的优势,提出弓网接触力长短时记忆网络预测的受电弓主动控制方法。首先,以常见的二元受电弓模型作为研究对象,建立其动力学方程,并对其模型进行仿真,得到接触力波动数据。然后,将仿真得到的接触力数据作为训练样本输入 LSTM 网络中建立预测模型,以预测下一时刻接触力。最后,以接触力预测值和期望值的差值作为目标控制力输出至磁流变阻尼

器,由磁流变阻尼器提供控制力作用到受电弓,从而抑制接触力的动态波动。通过在不同时速条件下与不同控制策略的实验对比,验证了所提方法(即:基于长短时记忆网络预测的受电弓主动控制方法)的可行性及优势。

1 弓网模型构建

接触网刚度变化是引起弓网系统耦合振动的主要原因。文献[9]将接触网视为时变刚度系统,并给出计算方法。公式如下:

$$k(t) = K_0 \left(1 + \alpha \cos \frac{2\pi V}{L} t \right) \quad (1)$$

式中: K_0 为跨距内的平均刚度系数,即 $K_0 = 0.5(K_{\max} + K_{\min})$ 。其中 K_{\max} 、 K_{\min} 为接触网一个跨距内的最大刚度系数和最小刚度系数; α 为接触网的刚度变化系数,即 $\alpha = (K_{\max} - K_{\min}) / (K_{\max} + K_{\min})$; V 为机车运行速度; L 为接触网跨距。

对于受电弓,在弓网系统研究中主要有归算质量模型、多刚体模型、刚柔混合模型和全柔性模型等形式。在研究受电弓动力学特性时常采用具有更高动态特性的归算质量模型,将受电弓简化成质量块、阻尼和弹簧链接而成的结构模型,根据其质量块的数目可分为一元、二元、三元模型及多元模型。质量块模型是通过受电弓质量、刚度和阻尼进行识别,得到了不同等效模型的力学参数^[12]。

在欧标 EN50318 中,二元受电弓模型的仿真结果可以与标准进行比较^[13],因此,选择图 1 所示的二元受电弓模型进行研究。

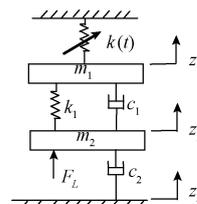


图 1 二元受电弓模型

Fig. 1 Pantograph model with two lumped masses

图 1 中, $k(t)$ 为接触网等效刚度,由式(1)给出的计算方法确定; m_1 、 c_1 、 z_1 和 m_2 、 c_2 、 z_2 分别为弓头和框架的等效质量、等效阻尼和垂向位移; k_1 为弓头等效刚度; F_L 为受电弓静抬升力; z_r 为车体激励信号;其中 m 、 c 、 k 的具体确定方法由文献[12]给出。

弓网系统是一套复杂的动力学系统,为便于研究,通常将受电弓和接触网简化为一个通过弹性元件耦合在一起的整体。对图 1 进行受力分析,得出其动力学方程为:



$$\begin{cases} m_1 \ddot{z}_1 + c_1 \dot{z}_1 - c_1 \dot{z}_2 + k_1 z_1 - k_1 z_2 = -k(t)z_1 \\ m_2 \ddot{z}_2 - c_1 \dot{z}_1 + (c_1 + c_2) \dot{z}_2 - k_1 z_1 + k_1 z_2 = F_L + c_2 \dot{z}_r \end{cases} \quad (2)$$

为便于用 Matlab/Simulink 软件进行动态仿真,需将上述微分方程转为状态方程形式。为此取状态向量: $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T = [z_1 \ \dot{z}_1 \ z_2 \ \dot{z}_2]^T$, 得到如下状态空间方程:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}w(t) + \mathbf{F} \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中系数矩阵如下:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{k(t) + k_1}{m_1} & -\frac{c_1}{m_1} & \frac{k_1}{m_1} & \frac{c_1}{m_1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{k_1}{m_2} & \frac{c_1}{m_2} & -\frac{k_1}{m_2} & -\frac{c_1 + c_2}{m_2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{c_2}{m_2} \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

$$\mathbf{C} = [k(t) \ 0 \ 0 \ 0] \quad (6)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{F_L}{m_2} \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

2 弓网接触力长短时记忆网络预测的主动控制原理

主动控制系统以弓网耦合系统、控制器和作动器为基础。控制器以 LSTM 预测模型为核心建立,作动器选择阻尼可调、响应迅速、能耗小、控制方便的磁流变阻尼器。

在弓头和框架间施加主动控制力时,弓网系统状态空间方程便会在式(3)的基础上添加一个主动控制力 $u(t)$, 添加主动控制力后的状态空间方程如下:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}w(t) + \mathbf{F} + \mathbf{D}u(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (8)$$

式中:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{m_1} & 0 & -\frac{1}{m_2} \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

$$u(t) = F_w - F' \quad (10)$$

式中: F_w 为接触力期望值; F' 为受电弓接触力预测值。

2.1 长短时记忆网络模型

LSTM 作为循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 的变体,弥补了 RNN 的梯度消失、爆炸和长期记忆能力不足等问题,能够有效地利用长距离的时序信息,具有预测精度高的优势。目前在电力、股票和故障时序预测等方面都得到了成功的应用。

LSTM 网络的基本单元如图 2 包含细胞状态、遗忘门、输入门和输出门。其中 C_{t-1} 、 C_t 分别为 $t-1$ 时刻和 t 时刻的细胞状态值; h_{t-1} 、 h_t 分别为 $t-1$ 时刻和 t 时刻的输出; X_t 为输入特征向量; f_t 为遗忘门; i_t 为输入门; o_t 为输出门; \tilde{C}_t 为 t 时刻输入细胞的候选状态值; σ 为 sigmoid 函数变化。LSTM 工作原理如下:

1) 在遗忘门中,由 C_{t-1} 、 h_t 和 X_t 决定忘记部分内容,公式如下:

$$f_t = \sigma(\mathbf{W}_f \cdot (h_{t-1}, X_t) + \mathbf{b}_f) \quad (11)$$

式中: \mathbf{W} 为权重系数矩阵; \mathbf{b} 为偏置向量。

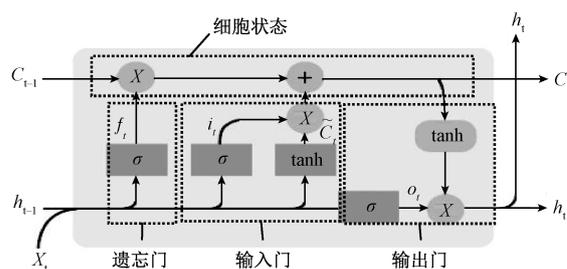


图 2 LSTM 网络的基本单元

Fig. 2 Basic unit of the LSTM network

2) 在输入门中更新细胞状态中的存储信息。由输入门的 σ 函数计算结果 i_t , 决定保存哪部分输入信息。然后根据 \tanh 函数创建候选状态值 \tilde{C}_t 。最后通过旧的细胞状态 C_{t-1} 乘以 f_t , 遗忘部分旧信息, 然后加上新的输入信息, 更新当期细胞状态。公式如下:

$$i_t = \sigma(\mathbf{W}_i \cdot (h_{t-1}, X_t) + \mathbf{b}_i) \quad (12)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\mathbf{W}_c \cdot (h_{t-1}, X_t) + \mathbf{b}_c) \quad (13)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (14)$$

3) 在输出门中, 由 σ 函数、 \tanh 函数和更新后的细胞状态 C_t 决定输出的信息。公式如下:

$$o_t = \sigma(\mathbf{W}_o \cdot (h_{t-1}, X_t) + \mathbf{b}_o) \quad (15)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (16)$$

通过以上 3 个门机制, 完成一个 LSTM 网络细胞的内部处理, 使得 LSTM 模型可以有效利用输入数据, 对过去长时期数据形成记忆^[14]。然后, 在相对简单且模块化的 keras 框架下搭建 LSTM 网络。最后, 将弓网系统接触力数据输入到 LSTM 网络中, 至此, 完成整个 LSTM 预测模型的搭建工作。

2.2 磁流变阻尼器

磁流变液阻尼器 (magnetorheological damper, MRD) 是利用磁流变液 (magnetorheological fluids, MRF) 在外加磁场作用下流变特征可变的一种应用装置。其中磁流变阻尼器的阻尼力 F_d 可以通过非线性 Bingham 模型^[15] 计算, 如式(17)所示。



$$F_d = C_{po}x_d + F_y \text{sgn}(x_d) \tag{17}$$

式中: C_{po} 为磁流变液屈服后的阻尼系数; x_d 为活塞的速度; F_y 为磁场引起的屈服力; $\text{sgn}(\ast)$ 为数学符号函数。

应用磁流变阻尼器的具体方法为: 当作动器接收到控制器输入的控制力 $u(t)$ 信号后, 计算并调节 MRD 的输入电流 i , 控制磁场强度, 进而改变 MRF 剪切屈服强度, 产生所期望的控制力。阻尼力主要与阻尼器内活塞位移和电流相关, 如式 (18) 所示。

$$u(t) = F_d = f(i, x_d) \tag{18}$$

式中: i 为输入电流; f 为阻尼力 F_d 与 i 和 x_d 的映射关系。

2.3 接触力 LSTM 网络预测的受电弓主动控制策略

所提弓网接触力长短时记忆网络预测的受电弓主动控制方法具体流程如下:

- 1) 获取弓网系统接触力实时数据 $F_1(t)$;
- 2) 利用采集到的弓网系统接触力数据建立 LSTM 预测模型, 然后通过此模型预测下一时刻接触力 F' ;
- 3) 在控制器中, 利用预测结果建立和接触力期望值计算出下一时刻所需的控制力 $u(t)$;
- 4) 根据 $u(t)$ 计算并调节 MRD 的输入电流 i , 控制磁场强度, 进而产生控制所期望的控制力;
- 5) 由磁流变阻尼器将阻尼力施加到弓网系统中。由此建立起一个闭环的接触力主动控制系统。其基本原理如图 3 所示。

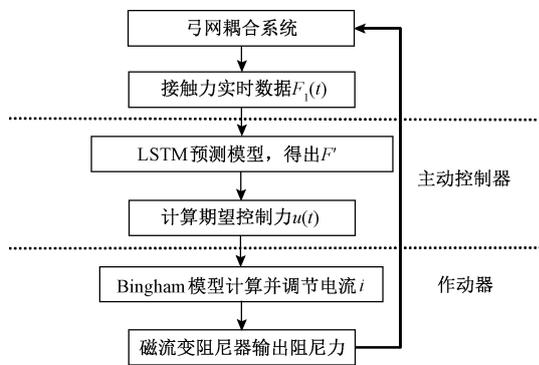


图 3 控制系统原理图
Fig. 3 Schematic diagram of the control system

3 仿真分析与验证

3.1 参数选取

所采用的弓网参数如表 1 所示, 参考文献 [9], $w(t)$ 选取噪声功率为 0.01 的白噪声。

3.2 接触力预测分析

首先利用 Simulink 软件进行仿真, 设置机车运行速度分别为 150、200、250 km/h, 获得弓网接触力波动数

表 1 弓网参数

Table 1 Bow mesh parameters

名称	取值	名称	取值
$K_0/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-1})$	3.6	m_1/kg	8
α	0.5	m_2/kg	12
L/m	65	$c_1/(\text{N}\cdot\text{s}\cdot\text{m}^{-1})$	120
F_L/N	100	$c_2/(\text{N}\cdot\text{s}\cdot\text{m}^{-1})$	30
$k_1/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-1})$	10		

据 (20 s)。利用前 10 s 数据进行训练, 对比分析所提方法中 LSTM 与 MPC 的预测结果, 如图 4 所示。

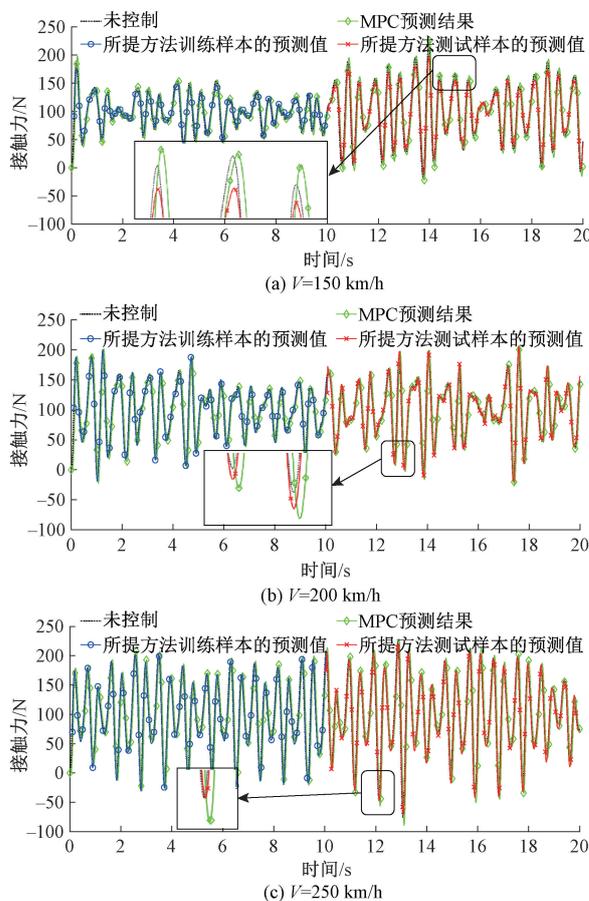


图 4 接触力预测结果对比

Fig. 4 Comparison of prediction results of contact force

当接触力小于 0 时即为离线状态, 观察图 4, LSTM 预测曲线和未施加主动控制时的弓网接触力 (未控制) 曲线拟合度高, 而 MPC 预测结果与未控制曲线相比有明显偏差, 说明 LSTM 对弓网接触力的预测具有较高的准确性和追随性。表 2 为预测结果与原始弓网接触力平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE)。由表 2 可知, 不同时速下所



提方法与 MPC 预测结果相比, MAE 值分别减小了 73.39%、76.31%、86.28%, 表明 LSTM 网络预测结果同真实值间误差更小; RMSE 值分别降低了 73.68%、78.29%、85.35%, 则说明了 LSTM 网络预测结果与真实值偏离程度更低。综合图 4 和表 2, MPC 预测结果较差, 原因在于其仅考虑有限的几个时间步, 对变化大的弓网接触力预测结果不理想。所提方法中 LSTM 网络对弓网系统接触力预测更为准确, 原因在于 LSTM 充分学习长时间数据并具有记忆功能, 对数据走势学习效果更好, 从而使其预测结果更准确。

表 2 接触力预测结果对比

Table 2 Comparison of prediction results of contact force

速度 $v / (\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	MPC 预测		所提方法	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
$V=150$	20.98	26.02	5.58	6.85
$V=200$	12.31	23.42	4.10	5.08
$V=250$	28.37	34.99	3.89	5.13

通过实验, LSTM 预测模型训练完毕后, 接触力预测时所需时间不足 1 ms。以 LSTM 预测模型为核心建立的控制器配合响应迅速的磁流变阻尼器, 可以获得较高的有效控制频率。因此, 从控制算法层面衡量, LSTM 预测模型取得了较好效果。

3.3 实验结果与分析

为了一步验证所提方法的有效性和优越性, 选择与 MPC 预测控制、当下综合性能较好地 LQR 最优控制和滑膜变结构控制在不同时速下进行实验对比。

其中, LQR 最优控制力计算公式如下:

$$u(t) = -Kx(t) \quad (19)$$

式中的增益矩阵 K 根据 Q 和 R 求出。经过多次实验, 最佳参数选择如下:

$$Q = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, R = 0.00001$$

滑膜变结构控制力计算公式如下:

$$u(t) = u_0 \text{sign}(s) \quad (20)$$

取初始控制力 $u_0 = 60$ 。滑膜变量取弓网接触力实际值与期望值的误差, 即 $e = F_1(t) - F_w$ 。选取线性切换函数

$$s = e(t) + a \int_0^t e(t) dt, a \text{ 为常数。}$$

根据《高速铁路工程动态验收技术规范》标准和被欧洲 TSI 规定采纳的公式计算, 弓网动态接触力标准中的平均接触力 F_m 的取值范围为 60~130.625 N, 选定接触力期望值 $F_w = 100$ N。

综上, 完成 LQR 最优控制器和滑膜变结构控制器的搭建, 实验结果如图 5 所示。观察图 5 可得到如下结论: 1) 随着列车速度的提升, 弓网接触力波动更剧烈; 2) 相对于被动控制, 其余各主动控制方法在弓网接触力期望值为 100 N 的情况下都减小了接触力的波动, 说明各主动控制方法都在一定程度上抑制弓网接触力波动; 3) 对比各主动控制方法, 传统主动控制方法对于接触力波动优化效果较差且无法规避掉弓网间的离线情况。说明预测控制方法比传统主动控制方法优化效果更好; 4) 所提方法相较于基于 MPC 的预测控制的接触力曲线波动更小, 证明了所提方法的优势, 同时说明对于接触力预测的受电弓控制方法, 只有取得高精度的预测结果, 才能计算出准确的控制力, 进而达到较好的控制效果。基于 MPC 的预测控制因预测精度较差, 才导致抑制弓网接触力波动效果不理想。

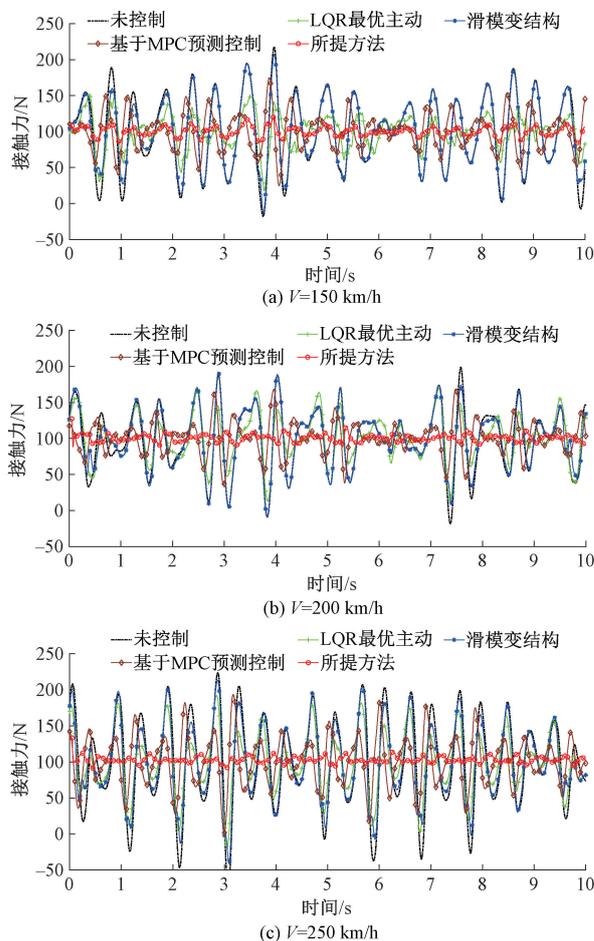


图 5 不同时速下接触力曲线

Fig. 5 Contact force curves under different speeds

为分析受流质量, 选取最大值 F_{\max} 、最小值 F_{\min} 、平均值 \bar{F} 和标准差 (standard deviation, SD) 作为衡量标准, 对



比结果如表 3。由表 3 可知,在不同时速下,相对于其他方法,所提方法弓网接触力最大值显著降低,最小值显著提高,波动范围最小。最大值降低将有利于减少弓网磨损,提高弓网系统的使用寿命,最小值的提高可

消除弓网分离(最小值 >0)。同时,弓网接触力波动标准差最小,在不同转速下都有大幅降低,降幅达 70.13%以上,说明所提方法可有效抑制弓网接触力波动,改善弓网受流质量。

表 3 弓网接触力控制结果对比
Table 3 Comparison of control results of contact force

控制方法	时速/($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)											
	150				200				250			
	$F_{\max}/F_{\min}/\text{N}$	\bar{F}/N	SD	SD 降幅/%	$F_{\max}/F_{\min}/\text{N}$	\bar{F}/N	SD	SD 降幅/%	$F_{\max}/F_{\min}/\text{N}$	\bar{F}/N	SD	SD 降幅/%
未控制	217.90/-17.80	99.76	50.02	86.31	199.11/-18.26	100.07	42.06	87.97	223.71/-75.68	99.66	60.90	92.87
LQR 最优主动	172.61/7.73	100.08	22.93	70.13	169.52/3.27	100.15	31.51	83.95	191.86/-20.57	99.34	41.02	89.42
滑模变结构	207.56/-13.01	99.92	45.53	84.96	192.15/-9.36	100.06	39.99	87.32	213.14/-41.31	99.33	51.67	91.60
MPC 预测控制	174.94/24.64	99.72	26.02	73.69	171.37/35.75	100.02	23.42	78.40	193.40/1.60	99.50	34.99	87.59
所提方法	120.42/84.47	100.18	6.85	-	127.35/88.28	100.50	5.06	-	133.08/90.67	102.73	4.34	-

综上,所提方法从评价受流质量的各个指标同其他方法对比均有较大提升,不仅有利于降低弓网间的磨损,减少弓网间波动程度,还规避了离线情况的发生,证明本文所提方法在提升运行状态下弓网接触力性能和提升受流质量方面的可行性和优越性。

4 结 论

为提高列车受流质量,提出了弓网接触力长短时记忆网络预测的受电弓主动控制方法。首先,获取弓网系统接触力数据。然后利用 LSTM 算法对时域数据精准的预测性建立预测模型,并以此预测模型为核心建立主动控制系统的控制器部分。最后,将期望控制力通过磁流变阻尼器施加到弓网系统中,由此实现弓网系统的主动控制。通过实验和对比分析,得出如下结论:

1) 通过对比实验证明了所提方法降低了弓网波动程度,表现出更好的弓网运行关系,有利于延长弓网使用寿命和提高列车受流质量。

2) 基于 LSTM 网络进行预测,通过 1 个细胞状态和 3 个门机制实现数据的长时间记忆,有效提高了受电弓接触力预测准确性。

3) 采用数据驱动模型,克服了现有传统主动控制方法对先验经验的依赖,为受电弓主动控制提供了一种新的思路,具有较好的工程应用前景。

参考文献

[1] 韩志伟,刘志刚,张桂南,等.非接触式弓网图像检测技术研究综述[J].铁道学报,2013,35(6):40-47.
HAN ZH W, LIU ZH G, ZHANG G N, et al. Overview

of non-contact image detection technology for pantograph-catenary monitoring [J]. Journal of the China Railway Society, 2013, 35(6):40-47.

[2] 鲁小兵,刘志刚.高速铁路受电弓主动控制算法适用性研究[J].西南交通大学学报,2015,50(2):233-240.

LU X B, LIU ZH G. Applicability of active control algorithms for pantographs of high-speed railway [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015, 50(2):233-240.

[3] 罗庆,黄民翔,郭雨涵.基于模糊 PID 主动控制的仿真及应用[J].电气传动,2015,45(8):36-40.

LUO Q, HUANG M X, GUO Y H. Simulation and application based on fuzzy PID active control [J]. Electric Drive, 2015, 45(8):36-40.

[4] 罗仁,曾京.摆式列车受电弓垂向振动主动控制[J].交通运输工程学报,2006,6(2):15-20+25.

LUO R, ZENG J. Active control of pantograph vertical vibration of tilting train [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2006, 6(2):15-20+25.

[5] LEVANT A, PISANO A, USAI E. Output-feedback control of the contact-force in high-speed-train pantographs [C]. Control Society: Proceedings of the 40th IEEE Conference on Decision and Control Orlando, Florida USA: 2001:1831-1838.

[6] WU Y, ZHENG J H, ZHENG T Q. Optimizing active control scheme of high-speed pantograph [C]. IEEE 6th International Power Electronics and Motion Control Conference, 2009: 2622-2626.

[7] 鲁小兵,刘志刚,宋洋.基于磁流变阻尼器的受电弓主



- 动控制分析与验证[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 103-109.
- LU X B, LIU ZH G, SONG Y. Analysis and verification of pantograph active control based on MR damper [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1): 103-109.
- [8] PISANO A, USAI E. Contact force regulation in wire-actuated pantographs via variable structure control and frequency-domain techniques[J]. International Journal of Control, 2008, 81(11): 1747-1762.
- [9] 杨岗,李芾. 高速受电弓滑模半主动控制[J]. 西南交通大学学报, 2013, 48(1): 10-15.
- YANG G, LI F. Sliding mode semi-active control for high-speed pantograph [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2013, 48(1): 10-15.
- [10] KARAKOSE E, GENCOGLU M T. Adaptive fuzzy control approach for dynamic pantograph-catenary interaction [C]. Proceedings of 15th International Conference on Mechatronics, Prague, 2012: 1-5.
- [11] 任志玲, 林冬, 王月, 等. 基于预测控制的弓网系统半主动控制策略研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(5): 1086-1092.
- REN ZH L, LIN D, WANG Y, et al. Research on semi-active control strategy of high speed railway pantograph-catenary system based on model predictive control [J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(5): 1086-1092.
- [12] 周宁, 张卫华, 王冬. 受电弓等效模型参数识别及动态性能测试[J]. 西南交通大学学报, 2011, 46(3): 398-403.
- ZHOU N, ZHANG W H, WANG D. Lumped mass model for dynamic performance simulation of pantograph [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2011, 46(3): 398-403.
- [13] 鲁小兵, 刘志刚, 宋洋, 等. 受电弓主动控制综述[J]. 交通运输工程学报, 2014, 14(2): 49-61.
- LU X B, LIU ZH G, SONG Y, et al. Review of pantograph active control [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2014, 14(2): 49-61.
- [14] 彭燕, 刘宇红, 张荣芬. 基于 LSTM 的股票价格预测建模与分析[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 209-212.
- PENG Y, LIU Y H, ZHANG R F. Modeling and analysis of stock price forecast based on LSTM [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(11): 209-212.
- [15] 汪建晓, 孟光. 磁流变液阻尼器用于振动控制的理论及实验研究[J]. 振动与冲击, 2001(2): 41-47+95.
- WANG J X, MENG G. Theoretical and experimental study on the application of magnetorheological fluid damper in vibration control [J]. Journal of Vibration and Shock, 2001(2): 41-47+95.

作者简介



陈仁祥 (通信作者), 分别在 2007 年和 2012 年于重庆大学获得学士学位和博士学位, 现为重庆交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能测试技术与信号处理。

E-mail: manlou.yue@126.com

Chen Renxiang (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2007 and 2012, respectively. He is currently a professor and a master advisor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include intelligent testing technology and signal processing.



王帅, 2016 年于重庆科技学院获得学士学位, 现为重庆交通大学硕士研究生, 主要研究方向为受电弓主动控制。

E-mail: 1439070093@qq.com

Wang Shuai received his B. Sc. degree from Chongqing University of Science and Technology in 2016. He is currently a master student at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include active control for pantograph.