

# 基于相似度建模的永磁牵引列车健康优化控制\*

牛刚, 江俊杰

(同济大学 铁道与城市轨道交通研究院 上海 201804)

**摘要:** 为了保障永磁牵引列车退磁故障发生时的安全性,并缓解由此导致的电制动力下降及闸瓦磨耗加剧问题,提出了一种基于相似度建模(SBM)的健康优化控制方法,该方法通过在线监测数据与历史数据的相似度运算,自适应地估计剩余磁通量并生成最优的空气制动  $F-v$  特性曲线。以西门子 Syntegra 永磁同步电机牵引系统为例,对多种工况下的退磁监测和健康优化控制效果进行了仿真验证,在退磁估计准确性、相对磨耗优化和安全性保障等方面取得了预期的效果。

**关键词:** 永磁同步电机;预测与健康管理;优化控制;基于相似度建模

中图分类号: TH-39 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 580.30

## Health-oriented control strategy for PMSM rail vehicles through similarity-based modeling

Niu Gang, Jiang Junjie

(Institute of Rail Transit (IRT), Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** In order to relieve the wear of brake shoe and guarantee the safety of PMSM-driven rail vehicles with demagnetization fault, a novel health-oriented optimal control strategy is presented through similarity based modeling (SBM). The proposed methodology estimates the flux of PMSM and generates the  $F-v$  profile of pneumatic brake with the similarity operation between historical data and online monitoring data. The feasibility and benefit of the developed scheme is validated through a simulated experiment of the Syntegra PMSM rail vehicle. Simulation results show that accurate alarm monitoring and damage prognosis of demagnetization and real-time control optimization can be reached, which can effectively relieve the brake shoe wear.

**Keywords:** permanent magnet synchronous motor; prognosis and health management; optimal control; similarity-based modeling

## 1 引言

现代装备系统日趋复杂化,故障往往具有突发性,部件之间的故障和退化也存在着耦合、关联的特性。简单的监测、预警已很难满足保障安全和降低维修成本的需求。因此,预测与健康管理(prognostics and health management, PHM)的技术理念应运而生,并在飞行器、船舶、铁路等领域,得到了一定程度的推广和运用<sup>[1-5]</sup>。PHM技术借助数据驱动、建模等方式,通过状态监测、故障诊断、剩余使用寿命预测等途径,保障了装备的运行安全性,为基于状态的维修(condition based maintenance, CBM)提供了有力的支撑<sup>[6]</sup>。

近年来,国内外学者在传统PHM技术的基础上,进一步提出了自愈控制、危机自主管理、工程免疫系统等新的健康管理理念<sup>[7-12]</sup>。这些理念将PHM技术嵌入到了装备的控制层面,更多地考虑了故障发生后的剩余寿命预测以及寿命延长控制,从而使系统在完成此次运行任务之前不发生失效<sup>[12]</sup>。对于该类研究问题,单一部件故障对其他部件的影响是一个值得关注的问题,也是一大难点。

本文以永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)为牵引的新型城市轨道交通列车为例,针对电机永磁体退磁故障对列车电空混合制动系统的影响,在基于相似度建模(similarity-based modeling, SBM)的基础上<sup>[13]</sup>,设计了一种以装备健康为导向的控制的策

略,在保障制动安全的基础上,使列车制动闸瓦的磨耗尽可能降低。

## 2 永磁牵引列车物理模型与故障演化机理

### 2.1 永磁牵引系统构成

永磁同步电机是一种用永磁体代替电枢绕组的电机,近年来,由于其体积小、重量轻、效率高、功率因数高、结构简单、可靠性高等一系列优点,在轨道车辆牵引领域得到了一定的应用<sup>[14]</sup>。图1所示为城市轨道车辆永磁牵引系统的部件构成<sup>[15]</sup>。

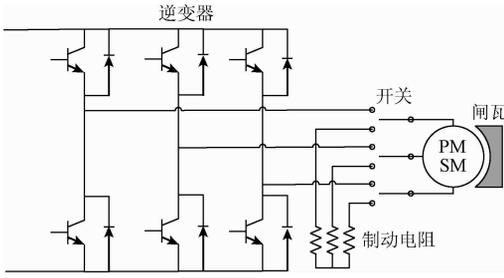


图1 永磁牵引系统构成

Fig.1 Structure of the PMSM traction system

永磁牵引系统由永磁同步电机、三相六电桥逆变器、切换开关、制动电阻等部件组成。在列车牵引过程中,逆变器将接触网侧的直流电转换为三相交流电,为永磁同步电机提供牵引转矩;在制动过程中,永磁同步电机转换为发电机,产生的电能可经整流后输回接触网,也可通过制动电阻进行消耗,这样的制动过程称为电制动。但是,电制动的制动转矩会随永磁同步电机转速的减小而减小,在电制动力不足时,就需要通过空气制动补充制动力(气压推动闸瓦与车轮踏面接触,消耗动能),这样的制动方式称为电空混合制动,可减少闸瓦磨耗,已在轨道车辆上得到了应用。

### 2.2 永磁同步电机 $d$ - $q$ 模型

在永磁同步电机控制建模中, $d$ - $q$ 模型是描述永磁同步电机最常用的模型,其原理是将电机的三相电流和电压转换成旋转的 $d$ - $q$ 坐标系上的直流量,从而能像控制直流电机那样对交流电机进行调速:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}i_d = \frac{1}{L_d}u_d - \frac{R_s}{L_d}i_d + \frac{L_q}{L_d}n_p\omega_r i_q \\ \frac{d}{dt}i_q = \frac{1}{L_q}u_q - \frac{R_s}{L_q}i_q - \frac{L_d}{L_q}n_p\omega_r i_d - \frac{n_p\omega_r}{L_d}\varphi_f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $L_q$ 和 $L_d$ 为 $q$ 轴和 $d$ 轴上的电感,单位为H; $R_s$ 为定子电阻,单位为 $\Omega$ ;  $i_q$ 和 $i_d$ 为 $q$ 轴和 $d$ 轴上的电流,单位为A;  $u_q$ 和 $u_d$ 为 $q$ 轴和 $d$ 轴上的电压,单位为V;  $\omega_r$ 为转子角速度,单位为rad/s;  $\varphi_f$ 是永磁体所产生的磁通,单位

为Wb;  $n_p$ 是极对数;在电阻制动工况下, $d$ - $q$ 模型可描述为:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}i_d = -\frac{R_s + R_{ks}}{L_d}i_d + \frac{L_q}{L_d}n_p\omega_r i_q \\ \frac{d}{dt}i_q = -\frac{R_s + R_{ks}}{L_q}i_q - \frac{L_d}{L_q}n_p\omega_r i_d - \frac{n_p\omega_r}{L_d}\varphi_f \end{cases} \quad (2)$$

式中: $R_{ks}$ 为制动电阻大小。结合式(2),永磁同步电机的输出转矩可表示为:

$$T_e = \frac{3}{2}n_p[\varphi_f i_q + (L_d - L_q)i_d i_q] \quad (3)$$

### 2.3 退磁故障对制动闸瓦磨耗的影响机理

永磁体的退磁是永磁同步电机常见的故障模式,振动、高温、大电流冲击均会导致退磁故障的发生。如式(3)所示,随着电机永磁体磁通 $\varphi_f$ 的减少,牵引和制动的电磁转矩均会随之下降。列车制动阶段的动力学方程如式(4)所示。

$$\frac{T_e}{r_w} + pA = -Ma \quad (4)$$

式中: $r_w$ 为车轮半径,单位为m;  $p$ 是空气制动压强,单位为Pa;  $A$ 是闸瓦与车轮接触面积,单位为 $m^2$ ;  $M$ 为列车质量,单位为kg;  $a$ 为减速度,单位为 $m/s^2$ 。退磁发生后,为了保证总制动力(维持减速度 $a = -1 m/s^2$ ),就需要更大的空气制动力作为补充,使得原本被永磁同步电机所转化的动能消耗在了制动闸瓦上,会导致闸瓦磨耗的加剧。可见,退磁故障对永磁牵引列车的影响并不仅仅局限于电机,更会影响闸瓦等其他部件的使用寿命。

对于材料磨耗的描述,最常用的物理模型是Archard模型及其变形式<sup>[16]</sup>:

$$\varpi = k_w pv \quad (5)$$

式中: $\varpi$ 是磨耗率,单位为 $m/s$ ;  $k_w$ 是摩擦率系数,单位为 $m^2/N$ ;  $v$ 是滑动速度,单位为 $m/s$ 。文献[13]对Archard模型做了进一步推导,得出闸瓦磨耗体积与列车空气制动能成正比:

$$V = \int_0^t A \cdot \varpi \cdot dt = \int_0^t \frac{k_w}{\mu} (pA\mu)v \cdot dt = \frac{k_w}{\mu} \cdot E_p \quad (6)$$

式中: $\mu$ 为摩擦系数;  $E_p$ 为空气制动能,单位为J;  $V$ 为闸瓦磨耗体积,单位为 $m^3$ 。

## 3 基于相似度建模的状态监测

第2节对PMSM电空混合制动系统的物理模型进行了阐述,但电传动系统存在多变量、非线性、强耦合的特点,推导出详细的解析式较为困难,同时列车运行工况存在动态变化的特点,更为物理模型的建立带来了难度。为此,本文引入了非参数建模的方法。

基于相似度建模(similarity-based modeling, SBM)是一种非参数的自适应设备状态监测方法<sup>[13]</sup>,最早是由美国阿尔贡国家实验室旨在检测核电厂中传感器、设备以及运行参数的初始劣化点而开发的一种非线性、非参数的多元回归技术,迄今为止已在众多的工业领域获得了广泛而成功的应用。SBM算法通过监测参数向量与历史状态矩阵的相似度运算,实现对于装备健康状态的估计。

定义 $\mathbf{y}(n_j)$ 为健康状态 $n_j$ 时的监测样本向量,包含了 $L$ 个不同传感器的检测参数。

$$\mathbf{y}(n_j) = [y_1(n_j), y_2(n_j), y_3(n_j), \dots, y_L(n_j)]^T \quad (7)$$

选取 $Q$ 种具有代表性的装备健康状态退化工况,则历史状态矩阵 $\mathbf{D}$ 可由不同健康状态下的监测样本向量构成:

$$\mathbf{D} = [\mathbf{y}(n_1), \mathbf{y}(n_2), \mathbf{y}(n_3), \dots, \mathbf{y}(n_Q)] \quad (8)$$

定义 $\mathbf{y}_{in}$ 为装备在线运行时监测到的状态向量,与状态矩阵 $\mathbf{D}$ 经过归一化后进行相似度运算,从而计算出反映在线数据与历史健康状态相似程度的权值矩阵 $\mathbf{w}$ :

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{y}_{in}) = \mathbf{G}^{-1} \cdot \mathbf{A} \quad (9)$$

$$\mathbf{w} = \frac{\hat{\mathbf{w}}}{\sum_{j=1}^N \hat{\mathbf{w}}(j)} \quad (10)$$

相似度运算(的过程类似于矩阵的点乘,做相似度运算的矩阵的不同向量间依次计算相似度,通过换算后生成新矩阵中的各项元素。向量间的相似度计算选取基于欧氏距离的相似度:

$$d(\mathbf{D}_i^T, \mathbf{y}_{in}) = \sqrt{\sum_{j=1}^L [\mathbf{D}_i^T(j) - \mathbf{y}_{in}(j)]^2} \quad (11)$$

经典的SBM算法,通过对历史数据的加权求和可得出在线监测向量的估计值:

$$\mathbf{y}_{est} = \mathbf{D} \cdot \mathbf{w} \quad (12)$$

通过与在线监测向量求残差可分析得出装备的健康状态。本文后续部分将在经典SBM算法的基础上做进一步的延伸,通过对电机磁通的加权求和实现退磁状态的估计;通过对空气制动特性曲线的加权,实现健康优化控制。

## 4 健康优化控制构架体系

在永磁同步电机退磁故障演化机理和SBM算法的基础上,本研究设计了健康优化控制的构架体系,如图2所示。

该构架体系在退磁状态监测的基础上,针对闸瓦磨耗随退磁加剧的问题,通过优化电空混合制动配合方案,在保障制动距离的基础上,使闸瓦磨耗尽可能减小。该构架体系可分为离线和在线两部分。

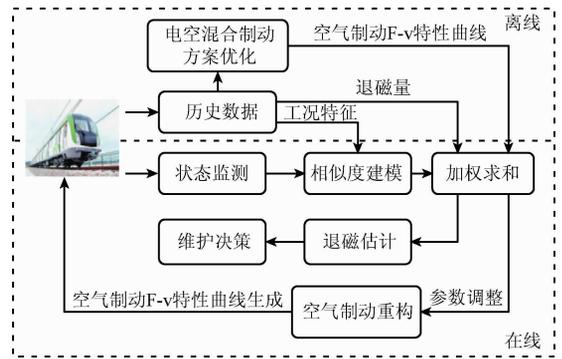


图2 健康优化控制构架体系

Fig. 2 Infrastructure of health-oriented control

### 4.1 离线特征选择与初始优化

离线阶段的目标是将列车运行的历史数据(试验或在线运行)作为训练数据,从中获得反映不同工况特性的特征以及不同工况下的最优的空气制动 $F-v$ 特性曲线。

在特征选择方面,根据永磁同步电机 $d-q$ 模型以及列车动力学特性,选择不同工况下列车质量、恒转矩阶段初始加速度、恒功率阶段末加速度、恒速阶段平均 $q$ 轴电流作为监测参量构成历史状态矩阵 $\mathbf{D}$ 。

在初始优化方面,将列车空气制动特性曲线设为与速度相关的高次多项式:

$$F_m(v) = \begin{cases} \sum_{i=0}^5 k_i \cdot v^i, & \sum_{i=0}^5 k_i \cdot v^i \geq 0 \\ 0, & \sum_{i=0}^5 k_i \cdot v^i < 0 \end{cases} \quad (13)$$

根据不同载荷、退磁工况下的列车电制动 $F-v$ 特性曲线,计算出最优的空气制动 $F-v$ 特性曲线与之配合。优化的目标是让列车空气制动能尽可能地小,优化的对象是高次多项式的系数,约束条件是将列车最大制动距离和最大减速度控制在规定的范围内。优化方程如式(14)所示。

$$\begin{aligned} \min E_p &= \int_0^t F_m(v) \cdot v dt \\ \text{s. t. } & S(t_n) < 190 \text{ m} \\ & -\alpha_{\max} < 1.3 \text{ m/s}^2 \end{aligned} \quad (14)$$

Active Set算法<sup>[17]</sup>被用于优化方程的求解,优化所得的高次多项式系数代入式(13)计算即可获得不同退磁和载荷工况下最优的空气制动特性曲线。

### 4.2 在线状态监测与优化控制

通过离线阶段的训练,积累了反映载荷和退磁工况特性的历史数据以及不同工况下最优的空气制动 $F-v$ 特性曲线。在线阶段,同样选择列车质量、恒转矩阶段初始加速度、恒功率阶段末加速度、恒速阶段平均 $q$ 轴电流作为监测参量构成输入向量 $\mathbf{y}_{in}$ ,通过历史矩阵 $\mathbf{D}$ 与监测输

入向量  $y_{in}$  的相似度运算可获得相似度权值向量  $w$ 。通过对选取的训练工况所对应的磁通量进行加权求和可得到永磁体磁通的估计值:

$$\varphi_{est} = \Phi \cdot w = [\varphi_{\rho 1}, \varphi_{\rho 2}, \dots, \varphi_{\rho Q}] \cdot [w_1, w_2, \dots, w_Q]^T \quad (15)$$

进一步对不同工况下最优的空气制动  $F-v$  特性曲线进行加权求和,可近似得出用于在线电空混合制动控制的空气制动特性曲线:

$$F_{mo}(v) = F \cdot w = [F_{m1}(v), F_{m2}(v), \dots, F_{mQ}(v)] \cdot [w_1, w_2, \dots, w_Q]^T \quad (16)$$

在现阶段 SBM 算法主要通过相似度运算和加权求和进行状态参量的估计,计算量远小于传统意义上的优化算法,可满足实时控制的需求。

## 5 仿真实验验证

### 5.1 仿真平台设计

本文基于 LabVIEW 电机仿真工具包以及 MATLAB 软件开发了永磁牵引系统健康自主优化控制平台。图3所示为仿真平台前面板,通过前面板可输入电机的电感、转子转动惯量、定子电阻等基本物理参数,并对速度、三相电流、电磁转矩等图线进行实时显示。仿真平台的后面板包括了电机的健康监测和控制程序,其设计参照图2的构架体系,可分为3个层次进行,包括电机矢量控制层、健康监测层以及优化控制层。其中,电机矢量控制层通过空间矢量控制的方法对电机进行调速控制,为列车牵引调速的基础;健康监测层通过 SBM 算法对电机运行状态进行在线监测,生成相似度权值向量和磁通量估计值;优化控制层对不同工况下离线生成的最优空气制动  $F-v$  特性曲线进行加权估计,快速生成最优的电空混合制动匹配方案,使造成闸瓦磨耗的空气制动动能尽可能降低。

### 5.2 仿真参数设定

选取西门子 Syntegra<sup>[15]</sup> 永磁直驱式城轨车辆牵引系统作为仿真研究对象。其物理参量的设定如表1所示。

表1 PMSM 仿真参数设定  
Table 1 Parameters of PMSM simulation

参量	数值
电机极对数 $n_p$	8
永磁体磁通 $\varphi_f/\text{Wb}$	3.05
定子电阻 $R_s/\Omega$	0.975
制动电阻 $R_{ks}/\Omega$	0.83
$d$ 轴电感 $L_d/\text{mH}$	3.58
$q$ 轴电感 $L_q/\text{mH}$	3.58
直流端电压 $U_{dc}/\text{V}$	750
转子转动惯量 $J/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	78
额定转数 $n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	442.1
车轮半径 $r_w/\text{m}$	0.42

为了验证仿真实验的准确性,根据文献[15]中所提供的 Syntegra 牵引和电阻制动阶段的输出转矩特性,仿真模型和实际模型的输出转矩如图4所示。

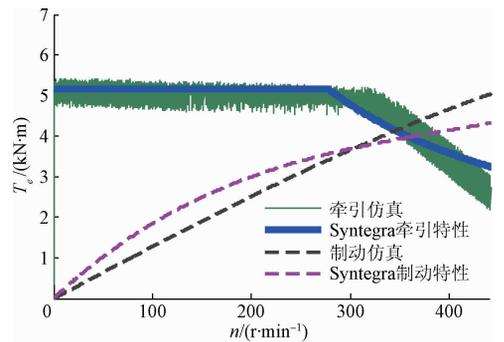


图4 仿真模型与 Syntegra 输出特性的比较  
Fig. 4 Comparison of the simulation model and Syntegra

根据比较,仿真实验的转矩特性曲线与 Syntegra 的实际运行特性曲线在恒转速、恒功率、电阻制动阶段能基本贴合,满足仿真验证的要求。

表2所示为用于 SBM 算法训练的历史数据,涵盖了31种载荷工况和12种退磁工况,共计372种工况;表3所示为用于测试的工况,涵盖4种载荷工况和3种退磁工况,共计12种。

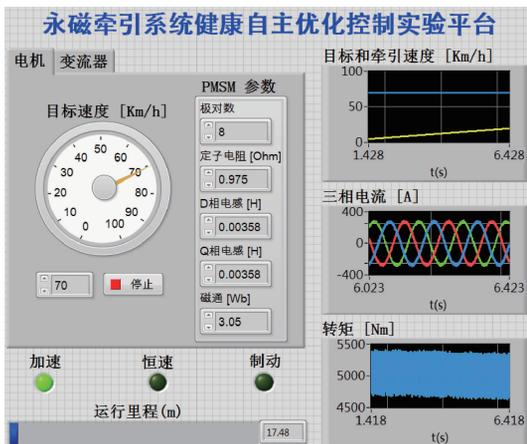


图3 虚拟仪器仿真平台前面板

Fig. 3 The interface of the VI simulation platform

表2 训练工况

Table 2 Training conditions

	最大值	最小值	间隔	数量
载荷	375.52 t	220.00 t	5.184 t	31
磁通量	3.05 Wb	2.50 Wb	0.05 Wb	12

表3 测试工况

Table 3 Testing conditions

工况类别	工况选择
载荷	Aw0, Aw1, Aw2, Aw3
磁通量/Wb	2.975, 2.875, 2.775

其中,AW0~AW3为列车标准载荷工况,分别对应空载(220 t)、座客(240.16 t)、满载(331.6 t)和超载(375.52 t)工况。

仿真过程中,列车加速到目标速度70 km/h,累积行驶400 m后开始执行制动。在牵引阶段和恒速运行的初始阶段通过传感器采集监测数据并通过与历史数据的相似度运算生成权值并在制动开始前生成最优的空气制动 $F-v$ 特性曲线。

### 5.3 仿真结果分析

通过退磁监测,在线实时生成了最优的空气制动 $F-v$ 特性曲线,从而与电空混合制动方案配合。AW2载荷工况下,经过优化和减速度为 $1\text{ m/s}^2$ 时的空气制动特性曲线如图5所示。

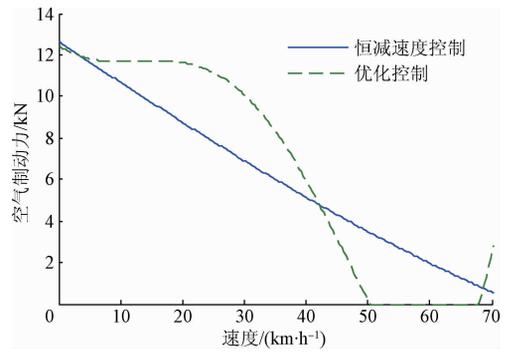


图5 优化前后空气制动力的对比

Fig. 5 Comparison of the pneumatic braking force

从图5中可以看出,列车速度大于50 km/h时,经优化的空气制动力总体小于恒减速度控制的空气制动力,随着列车速度的减小,空气制动力开始增加。经过优化后,高速阶段空气制动功率较小,因此消耗在闸瓦上的总动能也会相应地减少,从而起到减轻闸瓦磨耗的目的。

为了比较优化前后闸瓦的磨耗程度,定义优化后和优化前空气制动能的比值为相对磨耗率 $\gamma$ :

$$\gamma = \frac{E_{po}}{E_{pc}} \quad (17)$$

永磁牵引系统退磁监测和健康优化控制的效果如表4所示。从中可以看出,SBM算法可以精确地对永磁体磁通进行估计,在训练工况和测试工况存在一定差异的情况下,最大估计误差仅为0.43%。在退磁估计的基础上,

表4 退磁估计与优化控制结果

Table 4 Evaluation of demagnetization estimation and optimal control results

载荷	退磁估计			空气制动能优化分配			安全保障	
	实际值 $\varphi_f/\text{Wb}$	估计值 $\varphi_{\text{est}}/\text{Wb}$	预测误差 $\text{Error}/\%$	优化前 $E_{pc}/\text{MJ}$	优化后 $E_{po}/\text{MJ}$	相对磨耗 $\gamma$	制动距离 $S/\text{m}$	最大减速度 $-a_{\text{max}}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$
Aw0	2.975 0	2.978 7	0.13	0.300	0.179	0.596	189.05	1.083
	2.875 0	2.884 2	0.32	0.349	0.235	0.675	189.71	1.089
	2.775 0	2.780 4	0.20	0.411	0.314	0.764	189.98	1.130
Aw1	2.975 0	2.972 3	0.09	0.398	0.287	0.721	189.24	1.165
	2.875 0	2.875 7	0.02	0.463	0.357	0.770	189.25	1.238
	2.775 0	2.780 7	0.21	0.545	0.436	0.800	189.77	1.217
Aw2	2.975 0	2.986 5	0.39	1.042	0.895	0.858	189.09	1.275
	2.875 0	2.873 2	0.06	1.138	0.993	0.873	189.21	1.259
	2.775 0	2.768 2	0.25	1.230	1.132	0.920	188.25	1.298
Aw3	2.975 0	2.982 6	0.26	1.371	1.230	0.897	189.21	1.297
	2.875 0	2.878 1	0.11	1.467	1.326	0.904	189.14	1.281
	2.775 0	2.786 9	0.43	1.559	1.415	0.908	189.83	1.296

上,基于离线优化和在线加权优化,获得了尽可能小的闸瓦空气制动能,与未经优化的制动控制方案相比,磨耗量至少降低了9.2%,而在退磁量较小的情况下,磨耗量可减少40%以上,可见优化控制方案在退磁故障早期退磁量较少的情况下可显著延长闸瓦使用寿命。同时,在优化控制执行后,制动距离和最大减速度也被控制在要求的范围内,满足约束条件的要求,从而保障了优化控制的安全性。

#### 5.4 工程应用的必要性和可行性探讨

制动闸瓦磨耗是地铁运营部门关注的热点和亟待解决的问题,根据深圳地铁环中线实际运营情况来看,国产车辆闸瓦的磨耗明显高于进口车辆<sup>[18]</sup>,其主要原因是国产车高速运行过程中气制动施加过于频繁,运营部门已将其列为开口项,要求供货商整改。而永磁牵引系统的退磁问题势必会让该问题更加突出。

本文所采用的优化控制策略所生成的空气制动  $F-v$  特性曲线在高速阶段的制动功率明显小于常规的控制方式,对于列车动能的消耗主要集中在中低速阶段,从而有效地降低制动过程中闸瓦所消耗的能量以减少磨耗,这样的制动控制策略能快速而精确地生成最优的制动力。

目前的城市轨道交通车辆普遍采用自动驾驶模式(automatic train operation, ATO)和网络控制接口技术,能对传感器、电空制动力等信息进行快速的融合处理,因此本文所提出的优化控制方法有进一步工程应用的可行性和合理性。

## 6 结 论

针对城市轨道交通车辆永磁同步电机退磁故障,提出了一种基于 SBM 的健康优化控制方法,在退磁监测的基础上生成最优的电空混合制动控制方案。该方法的构架体系可分为离线特征选择和初始优化、在线状态监测和优化控制两部分,通过在线监测数据与历史数据的相似度运算,自适应地估计剩余磁通量并生成最优的空气制动  $F-v$  特性曲线,能满足在线实时性的要求。该方法经过基于 LabVIEW/MATLAB 仿真实验平台多种工况特性的验证,退磁估计误差小于 0.43%、相对磨耗优化大于 9.2% 以上,安全性保障等方面能满足最大制动距离和最大减速度的要求,在保障安全的同时延长闸瓦的使用寿命。

#### 参考文献

[1] 彭宇,刘大同.数据驱动故障预测和健康管理综述[J].仪器仪表学报,2014,35(3):481-495.  
PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3):481-495.

[2] 杨洲,景博,张劼,等.自动驾驶仪 PHM 系统健康评估方法研究[J].仪器仪表学报,2012,33(8):1765-1772.  
YANG Z, JING B, ZHANG J, et al. Research on health assessment method of autopilot prognostics and health management system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(8):1765-1772.

[3] 陈静,彭宇,李祺,等.数据驱动的机载设备 PHM 软件系统[J].电子测量与仪器学报,2015,29(10):1536-1543.  
CHEN J, PENG Y, LI Q, et al. Data-driven PHM software system for airborne equipment[J]. Journal of Electronic Measurement & Instrumentation, 2015, 29(10):1536-1543.

[4] 彭宇,刘大同,彭喜元.故障预测与健康管理工作综述[J].电子测量与仪器学报,2010,24(1):1-9.  
PENG Y, LIU D T, PENG X Y. A review: Prognostics and health management[J]. Journal of Electronic Measurement & Instrumentation, 2010, 24(1):1-9.

[5] 尚永爽,赵秀丽,孟上.航空装备综合地面健康管理研究[J].电子测量技术,2010,33(9):110-113.  
SHANG Y SH, ZHAO X L, MENG SH. Research on integrated ground health management for airborne equipment[J]. Electronic Measurement Technology, 2010, 33(9):110-113.

[6] VACHTSEVANOS G, LEWIS F, ROEMER M, et al. Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems[C]. IEEE Global Telecommunications Conference, 2007:2771-2776.

[7] 李鹏,上官瑞春,曹磊,等.基于1553B总线和PXI总线的某型航天动力控制系统关键技术研究[J].国外电子测量技术,2014,33(3):46-50.  
LI P, SHANGGUAN R CH, CAO L, et al. Research on the core technology of a certain type of aerospace power control system based on 1553B bus and PXI bus[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(3):46-50.

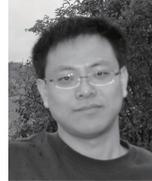
[8] GAO J, DENG L, SONG S. Fractional order nonsingular terminal sliding mode control for flexible spacecraft attitude tracking[J]. Instrumentation, 2016, 3(1):21-29.

[9] 高厚磊,庞清乐,李尚振,等.基于Multi-agent的智能馈线自动化自愈控制[J].高电压技术,2013,39(5):1218-1224.  
GAO H L, PANG Q L, LI SH ZH, et al. Self-healing control for intelligent feeder automation based on multi-agent[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(5):1218-1224.

- [10] LEE J, WU F, ZHAO W, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems-Reviews, methodology and applications[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2014, 42(1-2):314-334.
- [11] INSAURRALDE C C. Autonomic computing technology for autonomous marine vehicles[J]. *Ocean Engineering*, 2013, 74(4):233-246.
- [12] ZHANG B, ORCHARD M, SAHA B, et al. A verification framework with application to a propulsion system[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(13):5669-5679.
- [13] WEGERICH S. Similarity-based modeling of vibration features for fault detection and identification[J]. *Sensor Review*, 2013, 25(25):114-122.
- [14] KONDO, MINORU. Application of permanent magnet synchronous motor to driving railway vehicles [J]. *Railway Technology Avalanche*, 2003(1):6-11.
- [15] GERMISHUIZEN J, JÖCKEL, HOFFMANN T, et al. SyntegraTM - next generation traction drive system, total integration of traction, bogie and braking technology[C]. *International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion*, 2006:1073-1077.
- [16] SJÖHOLM M. Benefits of regenerative braking and eco driving for high-speed trains : Energy consumption and brake wear [D]. Stockholm: Royal Institute of Technology, 2011.
- [17] SERGE G, PHILIPPE L, ANKE T. An active-set trust-region method for derivative-free nonlinear bound-constrained optimization [J]. *Optimization Methods & Software*, 2011, 26(26):873-894.

- [18] 许然平, 郑吴富. 深圳地铁环中线列车闸瓦磨损规律及使用寿命分析[J]. *科技信息*, 2013(18):465-466.
- XU R P, ZHENG W F. Regulation of the brake shoe's wear on Huanzhong Line of Shenzhen Metro[J]. *Science & Technology Information*, 2013(18):465-466.

### 作者简介



牛刚 (通讯作者), 1999 年于北京航空

航天大学获得学士学位, 分别在 2007 年和 2009 年于韩国釜庆国立大学获得硕士和博士学位, 现为同济大学副研究员、博士生导师, 主要研究方向为智能故障诊断、预测与健康

管理、动力学建模分析、自主控制等。

E-mail: gniu@tongji.edu.cn

**Niu Gang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Beihang University in 1999, and received his M. Sc. and Ph. D. degrees in mechatronics engineering from Pukyong National University in South Korea in 2007 and 2009. Now he is an associate professor and supervisor for Ph. D. in Tongji University. His main research interests are in the fields of intelligent diagnosis, prognostics and health management, dynamic modeling analysis, and autonomous control for intelligent vehicle system.



江俊杰, 2013 年于同济大学获得学士学位, 现为同济大学在读硕士研究生, 主要研究方向为轨道车辆健康管理、自主控制等。

E-mail: jiangjunjie23@sina.com

**Jiang Junjie** received his B. Sc. degree in 2013 from Tongji University. Now he is a master student in Tongji University. His main research interests include health management of rail vehicle.