

# 考慮司机行为的城市轨道交通列车 运行速度曲线优化<sup>\*</sup>

曹 江<sup>1</sup> 万 欣<sup>2</sup> 张程熙<sup>2</sup> 付敏雪<sup>2</sup> 郝世聰<sup>2</sup>

(1. 中车青岛四方机车车辆股份有限公司, 266111, 青岛;  
2. 北京交通大学电子信息工程学院, 100044, 北京//第一作者, 高级工程师)

**摘要** 目的:鉴于目前对于城市轨道交通人工驾驶场景下辅助司机完成驾驶的需求考虑不足,为了进一步结合人工驾驶场景对列车运行曲线进行优化,需要对考虑司机行为的列车运行曲线优化方法进行研究。方法:基于人工驾驶场景的特点和实际列车操纵方法,构建了列车运行速度曲线优化模型。对司机行为习惯进行了调研,并制定了相应的生成驾驶建议的原则。采用AG-MOPSO(自适应网格-多目标粒子群优化)算法对列车运行曲线进行了优化,并介绍了一种生成驾驶建议的方法。对京广铁路保定东站—石家庄站的列车实际运行数据进行了仿真计算;引入UMD(统一司机行为)模型构建了人处于闭环条件下的仿真环境,并进行了仿真分析。结果及结论:京广铁路保定东站—石家庄站的列车实际运行数据仿真计算,验证了生成驾驶建议方法的有效性。人在闭环仿真表明,列车运行速度曲线优化后,列车运行能耗为1 824. 58 kWh,列车运行时间为2 049 s,满足准时和节能的目标,并符合司机的行为习惯。

**关键词** 城市轨道交通; 列车运行曲线; 司机行为

**中图分类号** U284.48

DOI:10.16037/j.1007-869x.2023.10.016

## Optimization of Urban Rail Transit Train Operation Speed Curves Considering Driver Behavior

CAO Jiang, WAN Xin, ZHANG Chengxi, FU Minxue, HAO Shicong

**Abstract** Objective: In view of the current inadequate consideration of assisting drivers in completing their driving needs against urban rail transit manual operation scenarios, further optimization of train operation curves with the integration of manual operation scenarios is required. It is aimed to investigate methods for optimizing train operation curves considering driver behavior. Method: A train operation speed curve optimization model is established based on the characteristics of man-

ual operation scenarios and actual train operation methods. Driver behavior patterns are surveyed, and corresponding principles for generating driving behavior recommendations are formulated. The AG-MOPSO (adaptive grid multi-objective particle swarm optimization) algorithm is applied to optimize train operation curves, and a method for generating driving behavior recommendations is introduced. Simulation calculations are performed using the actual train operation data from Baoding East Station to Shijiazhuang Station on the Beijing-Guangzhou Railway. The UMD (unified driver behavior) model is incorporated to create a closed-loop simulation environment for manual operation, followed by an analysis of human behavior in this closed-loop simulation. Result & Conclusion: Simulation calculations based on the actual train operation data from Baoding East Station to Shijiazhuang Station on the Beijing-Guangzhou Railway validate the effectiveness of the driving behavior recommendation generation method. Closed-loop simulation with human behavior analysis reveals that, following the optimization of train operation speed curves, the train consumes 1 824. 58 kWh of energy, operates for 2049 seconds, meeting the goals of punctuality and energy efficiency and conforming to driver behavior patterns.

**Key words** urban rail transit; train operation speed curve; driver behavior

**First-author's address** CRRC Qingdao Sifang Locomotive & Rolling Stock Co., Ltd., 266111, Qingdao, China

列车运行速度曲线优化是一种能够有效降低列车运行能耗的方法。文献[1-3]给出了列车驾驶策略节能优化的数学模型,并使用PMP(庞特里亚金极大值原理)分析最优条件。文献[4]对列车节能运行优化的求解算法进行了对比分析。文献[5]采用MOPSO(多目标粒子群优化)建立了以牵引能

\* 中车青岛四方机车车辆股份有限公司项目(SFJS-徐字-2022-200)

耗、准点率及精确停车为目标的优化模型。文献[6]考虑了中间目标点的到达时间，并提出了一种改进的 MOPSO。上述文献仅考虑列车运行速度曲线优化本身的数学问题，或ATO(列车自动运行)控制场景下的优化问题，对于人工驾驶场景下辅助司机完成驾驶的需求考虑不足。

即使是优秀的司机，在生理、心理和外部环境因素的影响下，也可能在驾驶过程中做出不当行为，可能会对列车运行指标产生潜在的不利影响。在铁路领域，司机的行为主要通过生理反应信号进行分析，不受运行线路或驾驶环境的限制。文献[7]通过仿真量化了警觉性、反应时间、列车超速、紧急制动和疲劳程度之间的关系。文献[8]开发了UMD(统一司机行为)模型并在不同类别的驾驶模拟器中对其进行了验证。文献[9]利用人因技术分析了司机对列车运行安全的影响及其机理。此外，大部分文献将列车运行速度曲线作为优化列车驾驶策略的最终形式，但此种形式可能不适合司机理解和实施。结合智能方法，优化考虑司机行为的列车运行速度曲线，提高人工驾驶场景下的准点率、舒适性以及节能性，完善人机协同共驾技术，仍然是值得研究的问题。

为了进一步结合人工驾驶场景对列车运行速度曲线进行优化，提出了考虑司机行为的列车运行速度曲线优化方法。构建了列车运行速度曲线优化模型。对列车实际驾驶场景和司机行为习惯进行了调研，建立了列车动力学模型和考虑动态损耗的列车运行能耗模型，并确定了生成驾驶建议的原则。在此基础上，应用 AG-MOPSO(自适应网格-多目标粒子群优化)算法对列车运行速度曲线进行了优化。提出了一种驾驶建议生成方法，对所提方法的优化效果和结果进行分析，并引入 UMD 模型构建了闭环仿真环境，以完成人在此环境下对优化效果的分析。

## 1 列车运行能耗模型的构建及生成驾驶建议的原则

本文构建了考虑动态损耗的列车运行能耗模型，介绍了人工驾驶特点及实际操作方法，并确定了生成驾驶建议的原则。

### 1.1 列车运行能耗模型的构建

列车运行能耗的精确计算是列车运行节能优化的基础。考虑牵引系统动态损耗与列车运行状

态的关系，定义了列车运行能耗函数。

$$J = \int_0^{t_w} (\eta_a(v, F) F(v) - \eta_b(v, B) B(v)) v dt \quad (1)$$

式中：

$J$ ——列车运行能耗；

$\eta_a(v, F)$ 、 $\eta_b(v, B)$ ——表示列车传动系统在牵引工况和再生制动工况下的总效率；

$F(v)$ 、 $B(v)$ ——表示列车牵引力和制动力；

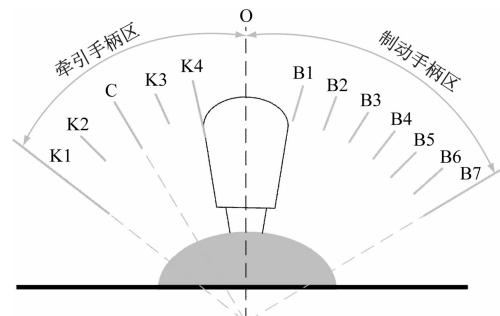
$v$ ——列车运行速度；

$t$ ——时间；

$t_w$ ——总运行时间。

### 1.2 生成驾驶建议的原则

在CR400AF型动车组中，司机首先需完成行车前的所有检查和准备工作。司机通过选择合适的司控器操作挡位来调整列车状态，完成列车间运行任务。司控器牵引手柄具备多级挡位，见图1。司控器牵引手柄中，O位左侧的挡位区包括K1—K4位和C位。K1—K4位对应的牵引级位变化速率如表1所示。列车牵引力总共有0~8级，且级位可以实现连续变化。



注：B1—B7为制动手柄区挡位。

图1 司控器牵引手柄示意图

Fig. 1 Schematic diagram of driver control traction handle

表1 司控器牵引手柄牵引级位变化速率

Tab. 1 Change rates of driver control traction handle traction levels

挡位	牵引级位变化速率/(级/s)
K1	+1.0
K2	+0.1
K3	-0.1
K4	-1.0

结合司机操作手册及优秀司机经验，制定以下驾驶建议需遵循的原则：①通过将司控器牵引手柄置于K1或K2位并逐渐平稳加速，以确保乘客舒适性；②列车运行中，牵引手柄无须逐级提升或降低，

可根据加、减速需要自由控制;③通常情况下,增加或减少制动力时,应逐级切换制动手柄;④在实施常用制动时,应避免频繁操作制动手柄,保持列车均匀减速;⑤除限速路段和过分相路段外,司机调整手柄的间隔通常约为3 min。驾驶建议不应频繁变化,以避免增加司机的工作负荷。

## 2 列车运行速度曲线优化方法

以列车准点为基础研究了一种满足司机操作行为要求的列车运行速度曲线优化方法,建立了列车运行时间、列车运行能耗和司机操作手柄挡位切换频率的多目标优化模型。采用AG-MOPSO算法优化列车运行速度曲线。

### 2.1 列车运行曲线优化模型

本文使用经典的单质点模型列车运行,并构建了列车动力学模型<sup>[3]</sup>。列车运行速度曲线优化的目标是获得满足多个指标的目标速度曲线。引入帕累托原理来确定最优解。定义列车运行多目标优化的目标函数如下:

$$\min Z = (f_1, f_2, f_3) \quad (2)$$

$$f_1 = J \quad (3)$$

$$f_2 = \sum_i t_i - t_{\text{target}} \quad (4)$$

$$f_3 = \sum_i |t_{h,i} - t_{\text{drive}}| \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} 0 \leq v_i \leq v_{\max}, v_0 = 0, v_N = 0 \\ 0 \leq s_i \leq s, s_0 = 0, s_N = s \\ \Delta a_i / t_i \leq a \\ u_i \in \Omega \\ 0 \leq i \leq N \end{cases} \quad (6)$$

式中:

$Z$ ——目标函数;

$f_1$ ——列车运行能耗,见式(1);

$f_2$ ——列车运行时间与计划运行时间的差值;

$f_3$ ——司机手柄挡位切换时间评估值;

$t_{\text{target}}$ ——计划运行时间;

$t_{h,i}$ 、 $t_{\text{drive}}$ ——当前手柄的持续时间和基于优秀司机经验确定的手柄位置切换周期( $i$ 为列车运行阶段),取3 min;

$t_i$ 、 $v_i$ 、 $s_i$ 和 $\Delta a_i$ ——离散过程中列车的运行时间、速度、位置和加速度增量;

$a$ 、 $s$ ——最大加速度和线路运行终点;

$v_{\max}$ ——列车最高运行速度,由线路限速、列车

允许速度、防护速度等共同确定;

$u_i$ ——控制变量,  $u_i \in \{K1, K2, K3, K4, C, O, B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7\}$ ;

$\Omega$ ——可行域。

列车运行速度曲线目标函数的约束条件包括列车运行速度约束、列车运行位置约束和舒适度约束。

### 2.2 AG-MOPSO 算法

本文采用AG-MOPSO算法来解决考虑司机行为的列车运行多目标优化问题,基本步骤如下:

步骤1 初始种群。将列车最优运行工况作为启发设置,并选择符合约束条件的粒子种群。

步骤2 计算每个粒子的目标函数值,得到非劣解集、种群最优解 $g_{\text{best}}$ 和个体最优解 $x_{\text{best}}$ 。为改善算法的探索性,设置1个网格来划分非劣解集,被选中的概率与其目标函数值的适应度呈正相关。

$$g_{d,j} = \left( d_j \sum_{n=1}^{N_k} (1/d_n) \right)^{-1} \quad (7)$$

式中:

$d_j$ 、 $d_n$ ——第 $j$ 个网格和第 $n$ 个网格中的粒子数;

$g_{d,j}$ ——被选中的概率;

$N_k$ ——网格总数, $k$ 为迭代次数。

步骤3 将上述结果添加到外部存储器中。

步骤4 计算惯性权重,并更新粒子的速度和位置。

$$v_{m,k+1} = w v_{m,k} + c_1 r_1 (x_{\text{best},k} - x_{i,k}) + c_2 r_2 (g_{\text{best},k} - x_{m,k}) \quad (8)$$

$$x_{m,k+1} = x_{m,k} + v_{m,k+1} \quad (9)$$

式中:

$v_{m,k}$ 、 $x_{m,k}$ ——第 $m$ 个粒子在第 $k$ 次迭代中的速度与距离;

$w$ ——惯性权重;

$c_1$ 、 $c_2$ ——加速因子;

$r_1$ 、 $r_2$ ——[0,1]区间中的随机数。

步骤5 确定每个粒子是否满足约束条件。如不满足,则重复步骤4,直至满足。同时增加全局突变率,防止陷入局部循环。

步骤6 计算每个粒子的目标函数值,并更新个体最优解 $x_{\text{best}}$ 。

步骤7 更新非劣解集、种群最优解和外部存储器。当非劣解的数量超过网格存储限制,则从每个网格中随机删除指定数量的非劣解。

$$x_{d,j} = \text{round}((N_k d_j - N_{\lim})/N_k) \quad (10)$$

式中:

$x_{d,j}$ ——第  $j$  个网格的删除编号;

$N_{\lim}$ ——非劣解集合数量的上限;

$\text{round}(\cdot)$ ——四舍五入的基本函数。

步骤 8 判断是否满足终止条件。如果满足, 则算法停止运行; 否则, 返回步骤 4。

经过上述步骤, 通过 AG-MOPSO 算法输出非劣解集合。

### 2.3 生成驾驶建议的方法

根据 1.2 节提出的生成驾驶建议的原则, 结合列车运行时间和运行能耗, 确定列车运行速度曲线优化结果, 并输出司控器手柄序列。使用模糊隶属

函数计算每个子目标函数的隶属度值。模糊隶属函数  $U_f$  如下:

$$U_f = (f_i - f_{\min}) / (f_{\max} - f_{\min}) \quad (11)$$

式中:

$U_f, f_i, f_{\max}, f_{\min}$ ——子目标函数的隶属度值、适应度、最大值和最小值。

基于选择的解决方案, 获得适用于人工驾驶场景的列车节能运行速度曲线。

## 3 案例分析

考虑司机行为的列车运行速度曲线优化体系见图 2。

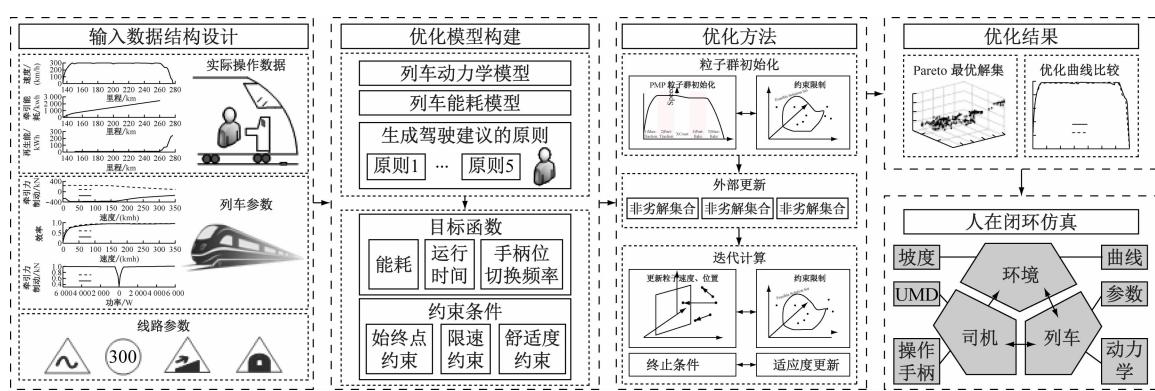


图 2 考虑司机行为的列车运行速度曲线优化体系架构

Fig. 2 Architecture of train operation speed curve optimization system considering driver behavior

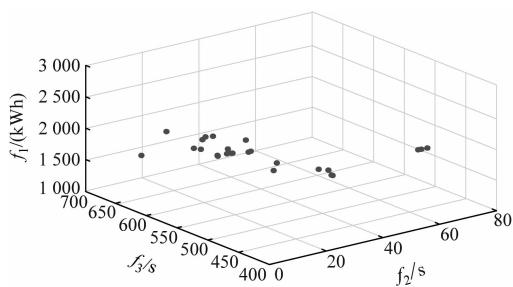
### 3.1 优化结果对比分析

本文使用 CR400AF 型动车组对京广铁路保定东站—石家庄站的实际线路数据进行了仿真计算。设置 AG-MOPSO 算法参数(见表 2), 设置不同初始化方法对列车节能运行进行仿真优化。图 3 展示了不同初始化方法对应的帕累托最优解集。图 4 为不同初始化方法下的列车运行速度曲线。

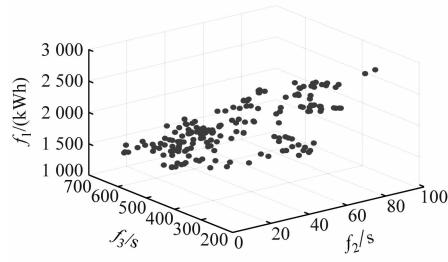
表 2 AG-MOPSO 算法参数取值

Tab. 2 Values of AG-MOPSO algorithm parameters

参数	取值	参数	取值
种群数量/个	100	$c_2$	1.5
最大迭代次数/次	200	$w$	0.8
$c_1$	1.5	$N_{\lim}$ /个	100



a) 随机初始化



b) 启发设置初始化

图 3 不同初始化方法下的帕累托最优解集

Fig. 3 Pareto optimality solution sets with different initialization methods

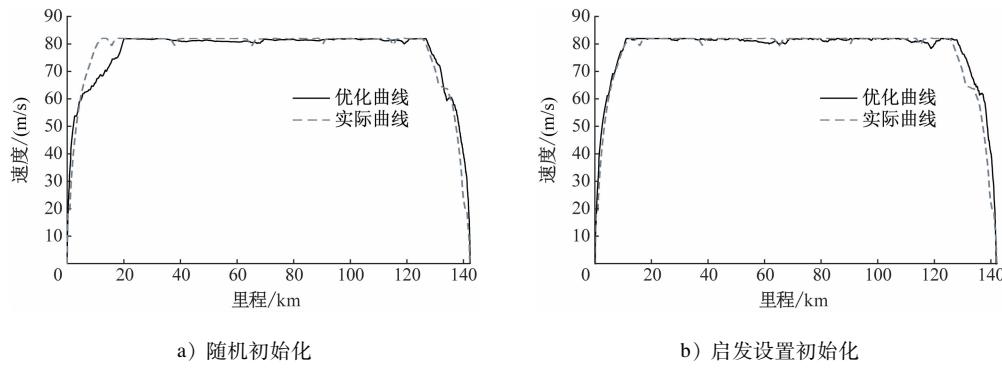


Fig. 4 Curves of train operating speed with different initialization methods

表3对比了经不同初始化后的优化指标。由表3可见：通过AG-MOPSO算法生成的列车运行速度曲线具有更低的能耗；随机初始化后的粒子满足约束条件的pareto最优解较少，且求解时间较长；经过随机初始化和启发设置初始化后，列车运行能耗分别降低了9.22%和20.33%；与列车运行时间的原始数据2 072 s相比，经过随机初始化和启发设置初始化后的列车运行时间分别减少了16 s和76 s，所提方法确保了列车运行的准点率。此外，该算法生成的操作手柄序列的切换频率较低，符合司机的行为习惯，可有效应用于人工驾驶场景中的列车节能驾驶。

表3 不同初始化方法下优化指标对比

Tab. 3 Comparison of optimization objective functions with different initialization methods

初始化方法	$f_1$ /(kWh)	$f_2$ /s	$f_3$ /s
未初始化	2 120.80		
随机初始化	1 925.30	16	453.10
启发设置初始化	1 689.74	76	384.12

### 3.2 人在闭环仿真分析

UMD模型旨在简化表示司机-车辆-环境交互。本文采用文献[8]提出的UMD模型构建人在闭环仿真环境，并验证了列车运行速度曲线的优化结果。需注意，该模型仅用于列车运行状态快速变化的阶段，如列车起动的早期阶段，以及列车从制动到停车的后期阶段。UMD模型定义了5个参数： $A_{TT}$ （司机的感性水平）、 $E_{XP}$ （司机危险感知能力）、 $D_S$ （司机午餐后的疲劳程度）、 $T_D$ （次要任务的主观工作量）和 $C_{ULT}$ （司机的文化程度）。上述参数捕捉了影响司机行为的各种具体因素，且其取值与不同类型的司机和背景条件相关。描述司机行为的基本参数见表4。

本参数取值见表4。有关UMD模型及其参数的更详细讨论，参考文献[10]。

描述司机行为 $F_i$ 的通用表达式为：

$$F_i = \alpha C_1(A_{TT}, E_{XP}) + \gamma C_2(D_S) + \beta C_3(T_D) \quad (12)$$

其中：

$$C_1(A_{TT}, E_{XP}) = \begin{cases} \frac{1}{4}, & A_{TT} = 1/8 \\ E_{XP}, & A_{TT} = 0 \end{cases}$$

式中：

$C_1, C_2, C_3$ ——与司机特性相关的函数；  
 $\alpha, \gamma$  和  $\beta$ ——与试验无关的标准值。

表4 描述司机行为的基本参数取值

Tab. 4 Values of basic parameters characterizing driver behavior

参数	类别	取值
$A_{TT}$	谨慎	0
	激进	1/8
$E_{XP}$	新手	-1/8
	有经验	1/8
$C_2(D_S)$	$D_S$ 为警觉	1/8
	$D_S$ 为疲惫	-1/8
$C_3(T_D)$	$T_D$ 为小	1/8
	$T_D$ 为适中	0
	$T_D$ 为大	-1/8

在列车运行场景中，司机参数被设定为感性、经验丰富、警觉和低任务需求。图5展示了由UMD模型仿真得到的列车运行速度差、加速度差随里程变化曲线。在人在闭环仿真中， $J$ 为1 824.58 kWh，列车运行时间为2 049 s，满足准时和节能的目标。该方法已应用于中车青岛四方机车车辆股份有限公司的测试环线上，测试环线总长度为3.69 km，呈环形分布在厂房周围。测试环线鸟瞰图如图6所示。

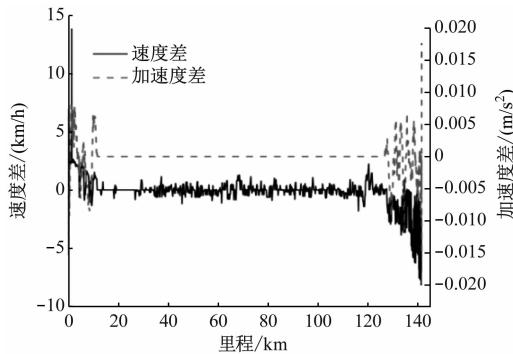


图5 列车运行速度差、加速度差随里程变化曲线  
Fig. 5 Curves of train operating speed difference and acceleration difference changing with mileage



图6 测试环线鸟瞰图  
Fig. 6 Aerial view of the test ring line

#### 4 结语

本文提出了一种考虑司机行为的列车运行速度曲线优化方法。基于CR400AF型动车组的实际人工驾驶场景以及驾驶建议的生成原则,构建了列车运行速度曲线优化模型,将列车运行最优运行工况用作启发设置,采用AG-MOPSO算法对京广铁路保定东站—石家庄站的实际线路数据进行了仿真计算。引入UMD模型,对司机-车辆-环境交互进行了人在闭环仿真优化分析,并在中国中车股份有限公司的测试环线上进行了联调测试。所提方法有助于完善人机协同共驾技术,提升轨道交通智能化水平。

#### 参考文献

- [1] PHIL H. A new look at the rate of change of energy consumption with respect to journey time on an optimal train journey [J].

- Transportation Research Part B: Methodological, 2016, 94: 387.  
[2] ALBRECHT A, HOWLETT P, PUDNEY P, et al. The key principles of optimal train control—part 2: existence of an optimal strategy, the local energy minimization principle, uniqueness, computational techniques [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2016, 94: 509.  
[3] ALBRECHT A, HOWLETT P, PUDNEY P, et al. The key principles of optimal train control—part 1: formulation of the model, strategies of optimal type, evolutionary lines, location of optimal switching points [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2016, 94: 482.  
[4] ICHIKAWA K. Application of optimization theory for bounded state variable problems to the operation of train [J]. Bulletin of JSME, 1968, 11(47): 857.  
[5] YANG H, LIU H, FU Y. Multi-objective operation optimization for electric multiple unit-based on speed restriction mutation [J]. Neurocomputing, 2015, 169: 383.  
[6] FERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ A, SU S, FERNÁNDEZ-CARDADOR A, et al. A multi-objective algorithm for train driving energy reduction with multiple time targets [J]. Engineering Optimization, 2021, 53(4): 719.  
[7] FISCHER S, SZÜRKE S K. Detection process of energy loss in electric railway vehicles [J]. Facta Universitatis, Series: Mechanical Engineering, 2023, 21(1): 81.  
[8] MOON Y J, COLEMAN F. Dynamic dilemma zone based on driver behavior and car-following model at highway-rail intersections [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2003, 37(4): 323.  
[9] HAMILTON W I, CLARKE T. Driver performance modelling and its practical application to railway safety [J]. Applied Ergonomics, 2005, 36(6): 661.  
[10] ZHAI D, PAN Y, LI P, et al. Estimating the vigilance of high-speed rail drivers using a stacking ensemble learning method [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(15): 16826.  
[11] 于和平. 司机操纵可靠性初探 [J]. 现代城市轨道交通, 2007(3): 42.  
YU Heping. Study on reliability of driver's pilot [J]. Modern Urban Transit, 2007(3): 42.  
[12] 张冲, 王斌, 谢胜茂. 列车牵引节能技术研究 [J]. 现代城市轨道交通, 2021(6): 13.  
ZHANG Chong, WANG Bin, XIE Shengmao. Research on energy saving technology of train traction [J]. Modern Urban Transit, 2021(6): 13.

(收稿日期:2023-06-29)

敬请关注《城市轨道交通研究》微信视频号

《城市轨道交通研究》微信视频号聚焦轨道交通行业内的热点问题、焦点问题,以及新技术、新成果,邀请相关专业领域内的专家学者及高级管理人员以视频方式解读和评述,是您及时获知行业资讯、深度了解轨道交通各专业领域的最佳平台。您还可以通过该平台查阅往期论文、查询稿件进度、开具论文录用通知书。敬请关注。

