

# 相对速度模式下的城市轨道交通列车牵引能耗预测

郭团生

(昆明地铁建设管理有限公司, 650051, 昆明)

**摘要** [目的] 通过支持向量机回归方法与遗传算法, 精确预测相对速度模式下的城市轨道交通列车牵引能耗, 以提升列车在运行过程中的能源利用效率。[方法] 首先分析了城市轨道交通列车牵引运行动力学特性, 获得了反映列车实时运行状态的动力学物理指标; 进而针对列车间的相对速度和位置变化, 对列车的相对位置与相对速度追踪进行建模, 建立了基于相对速度模式的列车运行模型。在此基础上, 提取了对列车牵引能耗有直接影响的列车运行指标, 并基于支持向量机回归方法与遗传算法对这些指标进行分析, 实现了列车牵引能耗的精准预测。[结果及结论] 试验结果验证了所设计方法能够有效预测列车牵引能耗。该方法的预测值精度达到 92.0% ~ 99.6%, 最大相对误差为 2.36%, 平均相对误差为 1.75%, 均方根相对误差为 1.52%, 各项指标数值均优于其他预测方法。该设计方法的预测结果在整个预测范围内的波动较小, 呈现了良好的整体预测稳定性及实际应用性能。

**关键词** 城市轨道交通; 牵引能耗; 相对速度; 机器学习; 支持向量机

**中图分类号** U231.6

**DOI:**10.16037/j.1007-869x.2024.12.041

## Prediction of Traction Energy Consumption for Urban Rail Transit Trains in Relative Speed Mode

GUO Tuansheng

(Kunming Metro Construction Management Co., Ltd., 650051, Kunming, China)

**Abstract** [Objective] It is aimed to accurately predict the traction energy consumption of urban rail transit trains operating in relative speed mode using support vector machine (SVM) regression and genetic algorithms, ultimately enhancing energy efficiency during train operation. [Method] First, the dynamics characteristics of urban rail transit train traction operation are analyzed to obtain dynamics physical indicators that reflect the real-time operational state of the trains. It then models the relative speed and position changes between trains to establish a train operation model based on relative speed mode. On this basis, key train operational indicators that directly influence train traction energy consumption are extracted,

and SVM regression combined with genetic algorithm is employed to analyze these indicators, enabling precise train traction energy consumption predictions. [Result & Conclusion] The experimental results demonstrate that the proposed method effectively predicts train traction energy consumption. The prediction accuracy ranges from 92.0% to 99.6%, with a maximum relative error of 2.36%, an average relative error of 1.75%, and a root mean square relative error of 1.52%, outperforming other prediction methods by every indicator value. The prediction results of the design method show minimal fluctuation throughout the entire prediction range, indicating excellent overall prediction stability and strong practical applicability.

**Key words** urban rail transit; traction energy consumption; relative speed; machine learning; SVM

在相对速度模式下, 城市轨道交通列车的运行控制需要特别关注列车间的相对速度和位置变化, 以确保列车在区间运行中能够保持安全距离和高效的追踪能力<sup>[1]</sup>。为了实现这一目标, 列车控制单元在发出牵引制动命令时, 会基于当前的运行环境以及通过列车牵引运行动力学方程预测的列车运动状态来确定最佳的牵引或制动策略<sup>[2]</sup>。在此研究背景下, 列车牵引能耗预测的重要作用逐渐显露。

文献[3]采用深度强化学习算法构建列车运行模型, 并依据物理指标划分状态空间, 以精准预测列车牵引能耗。文献[4]通过遗传算法策略, 分析线路坡度差异, 优化能耗预测的自适应控制。文献[5]改进标准差分进化算法, 结合混沌和蛙跳算法, 优化牵引电机能耗预测。文献[6]利用遗传算法对列车牵引能耗预测进行任务分解与建模, 优化数学模型求解。

本文基于机器学习领域中的 SVR(支持向量机回归)方法与遗传算法, 提出相对速度模式下的城市轨道交通列车牵引能耗预测方法。

## 1 列车牵引运行动力学特性分析

为精确描述城市轨道交通列车在牵引工况下

的运行状态,以及其与前后列车的相对速度变化,本文依据牛顿运动定律,建立了列车动力学方程(见式(1)),旨在揭示列车运行过程中所受力与列车运动状态的物理关系<sup>[7]</sup>。

$$\begin{cases} \eta_1(t) = \int v'(t) dt + \eta'_1 \\ v'm(1 + \eta_2)^2 = \eta_3(t) - [\eta_4(v') + \eta_5(v')] \\ \eta_2 = \frac{1}{12}m[(\lambda_1^2 + \lambda_2^2) - (\lambda_3^2 + \lambda_1^2)] \\ \eta_3(t) = \varphi_1\varphi_2\tilde{r} \\ \eta_4(v') = m\phi_1\phi_2 \\ \eta_5(v') = \eta_4(v') - (F_1 + F_2 + F_3) \end{cases} \quad (1)$$

式中:

- $\eta_1$ ——城市轨道交通列车位置,单位 m;
- $t$ ——列车开始运动起经过的时间,单位 s;
- $v'$ ——列车运行速度,单位 m/s;
- $\eta'_1$ ——列车初始位置,单位 m;
- $m$ ——列车自重,单位 kg;
- $\eta_2$ ——列车质量转动惯量系数;
- $\eta_3$ ——列车牵引单元牵引力,单位 N;
- $\eta_4$ ——列车运行基本阻力,此处描述为由列车车轮与轨道之间的接触而产生的滚动阻力,单位 N;
- $\eta_5$ ——附加阻力,单位 N;
- $\lambda_1$ ——列车的宽度,单位 m;
- $\lambda_2$ ——列车的高度,单位 m;
- $\lambda_3$ ——列车的长度,单位 m;
- $\varphi_1$ ——列车牵引电机的效率;
- $\varphi_2$ ——列车牵引电机的扭矩,单位 Nm;
- $\tilde{r}$ ——列车车轮半径,单位 m;
- $\phi_1$ ——重力加速度,单位  $m/s^2$ ;
- $\phi_2$ ——滚动阻力系数;
- $F_1$ ——空气阻力,单位 N;
- $F_2$ ——坡道阻力,单位 N;
- $F_3$ ——坡道重力分量,单位 N。

式(1)中, $\eta_2$  取值为 0.056, $\phi_1$  取值为  $9.81 m/s^2$ 。 $\lambda_1^2 + \lambda_2^2$  和  $\lambda_3^2 + \lambda_1^2$  分别表示列车绕通过其质心的垂直轴尺寸分布参数和水平轴尺寸分布参数。

在实际运行中,列车不仅受到基本阻力的影响,还受多种附加阻力的作用,这些阻力的变化间接反映了列车的运行状态。由此,通过计算各力学参数间的物理关系(主要为  $\eta_4$ 、 $\eta_5$ ),实现对列车牵引运行动力学特性分析。

## 2 基于机器学习的相对速度模式下列车牵引能耗预测

### 2.1 列车牵引运行状态参数提取

本研究基于列车运行模型及动力学方程,对列车在相对速度模式下的牵引运行进行仿真分析,通过模拟列车的实际运行过程,推导出列车牵引能耗的计算公式,并识别出对牵引能耗有直接影响的列车运行指标。针对相对速度模式下的列车运行状态,对式(1)进行了变形,构建了相应的动力学方程:

$$\begin{cases} \hat{\eta}_1(t' + 1) = 2[v''\nabla(t') + \hat{\eta}_1(t')] + \frac{\sqrt{\vec{a}(t')\nabla(t')^2}}{2} \\ v''(t' + 1) = \vec{a}(t')\nabla(t') + v''(t')^2 \\ a(t') = \frac{127F}{(m + m_0)(1 + \eta_2)} \end{cases} \quad (2)$$

式中:

- $\hat{\eta}_1$ ——列车相对位置,单位 m;
- $t'$ ——仿真时间步长,单位 s;
- $v''$ ——相对速度模式下列车实际速度,单位 m/s;
- $\nabla(t')$ ——仿真时间步长的时序间隔,单位 s;
- $a(t')$ ——列车在  $t'$  下的加速度,单位  $m/s^2$ ;
- $v''(t')$ ——列车在  $t'$  下的速度,单位 m/s;
- $m_0$ ——列车载重,单位 kg;
- $F$ ——列车运行所受合力,单位 N。

式(2)中, $\eta_2$  取值为 0.056, $t'$  取值为 0.5 s。式(2)中变量代表的各物理参数之间存在明确的逻辑关系,共同描述了列车在相对速度模式下的运动情况。

式(1)以列车运行中所受阻力为分析基准,而在相对速度模式下,列车运行需侧重考虑列车间的相对速度和位置变化,因此,式(2)主要包含牵引力、制动力及列车与轨道的相互作用力等因素,将这些因素作为相对速度模式下列车运行状态分析的首要关联因素,并用于计算相对速度模式下单列车在全线运行时的牵引能耗,计算公式为:

$$Q = \frac{2DF\|l - \sqrt[n_2]{v[a(t')\nabla(t')]} \|UI(t')}{Q_1} + \frac{2DF\|l[v - a(t')^{-n_3}]\|UI(t')}{Q_2}, I(t') > 0 \quad (3)$$

式中:

$Q$ ——单列车全线运行牵引能耗,单位 kWh;

$Q_1$ ——单列车在上行区间的牵引能耗,单位 kWh;

$Q_2$ ——单列车在下行区间的牵引能耗,单位 kWh;

$U$ ——单列车受电弓网压参量,单位 V;

$I(t')$ ——固定仿真步长下列车有功电流参量,当列车处于牵引状态时  $I(t') > 0$ ,单位 A;

$D$ ——日均单车再生能源产量,单位 kWh;

$l$ ——列车全天走行距离,单位 m;

$v$ ——列车运行的全日技术速度均值(列车在特定区段内的平均速度,不包括停站时间),单位 m/s。

## 2.2 列车牵引能耗预测

考虑到列车牵引能耗与多个因素之间的复杂非线性关系,通过将非线性预测问题转换为高维线性问题,SVR 能够获取全局最优解,并提供所有参考变量的精确预测结果。依据式(3),选择某地铁线路的运行数据作为输入样本,以  $Q_1$ 、 $Q_2$ 、 $D$  与  $v$  作为输入变量来预测列车牵引能耗(为简化计算,已对这些变量进行量纲一化处理)。SVR 的设置:

$$\hat{f}(\Gamma_j) = b + w\partial(\aleph_j) \quad (4)$$

式中:

$\hat{f}(\cdot)$ ——线性映射函数;

$\Gamma_j$ ——第  $j$  个样本包含的输入变量;

$b$ ——偏置系数;

$w$ ——线性回归权值向量;

$\aleph_j$ ——第  $j$  个样本的输出变量;

$\partial(\aleph_j)$ ——输出变量在高维空间中的映射结果,即列车牵引能耗预测结果。

考虑到结构风险最小化问题,为了使输入样本与回归曲线误差达到最小值,引入拉格朗日乘子  $\iota_1$ 、 $\iota_2$  与高斯核函数  $k(\cdot)$ ,基于式(4)构建包含目标函数与对应约束条件的 SVR 模型为:

$$\begin{cases} \min 4^{-1}(\iota_1 - \iota_2)k(\Gamma_j, \Gamma) + \sum \frac{\sigma(\kappa_1 + \kappa_2)}{C} \\ \aleph_j - \hat{f}(\Gamma_j) \leq \sigma(\kappa_1 + \kappa_2), \kappa_1 \geq 0, \kappa_2 \geq 0 \\ w = (\iota_1 - \iota_2), \iota_1 \iota_2 \in [0, C] \\ k(\Gamma_j, \Gamma) = \exp\left(\frac{-(\Gamma_j + \Gamma)}{O_k^2}\right) \end{cases} \quad (5)$$

式中:

$\Gamma$ ——输入变量的中心量;

$\sigma$ ——损失系数;

$\kappa_1$ ——用于处理训练数据中的松弛变量;

$\kappa_2$ ——用于处理训练数据中异常值的松弛变量;

$C$ ——正则化参数,控制对误差的惩罚程度;

$O_k$ ——核函数宽度。

由式(5)可知,在 SVR 模型的构建过程中,  $C$ 、 $\sigma$ 、 $O_k$  是关键参数。 $C$ 、 $\sigma$  越大,训练样本的准确度越高,但支持向量的数量会减少,学习精度会降低; $O_k$  变小,模型的泛化能力下降,容易出现过拟合现象。因此,本研究采用遗传算法优化  $C$ 、 $\sigma$ 、 $O_k$ ,以提高相对速度模式下列车牵引能耗的预测精度<sup>[8]</sup>。优化过程如图 1 所示。

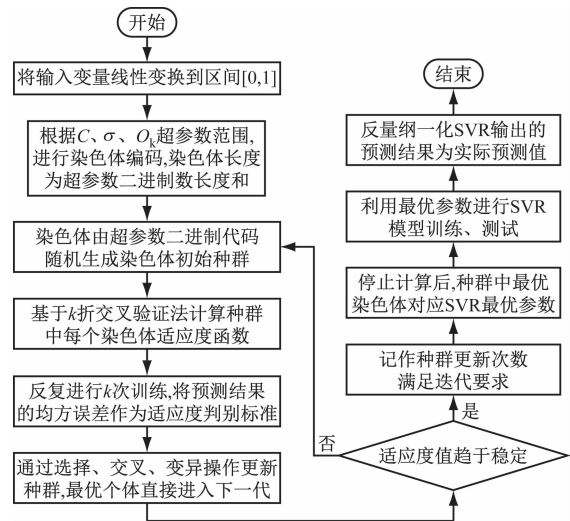


图 1 基于遗传算法的 SVR 超参数寻优过程

Fig. 1 SVR (Support vector regression) hyperparameter optimization process based on genetic algorithm

## 3 性能测试

### 3.1 试验环境搭建

为验证设计方法的应用效果,本研究针对某城市轨道交通地下线路(单线)的列车,在相对速度模式下进行了牵引能耗预测。考虑到该线路牵引能耗预测的样本数据分布较为规律,本研究采集了该线路 2020 年 1 月至 2022 年 4 月的 30 组列车运行数据(单月数据量纲一化为一组数据)用作 SVR 模型的训练样本,将 2022 年 5 月至 2023 年 12 月的 20 组数据作为测试样本。在 MATLAB 平台上进行了仿真试验。部分历史样本数据详见表 1。

表 1 部分样本数据示例

Tab. 1 Example of partial sample data

采集时间	单列车在上行区间的 牵引能耗 $Q_1$ /(kWh)	单列车在下行区间的 牵引能耗 $Q_2$ /(kWh)	日均单车再生能源 产量 $D$ /(kWh)	列车运行的全日技术 速度均值 $v$ /(m/s)	列车全日走行 里程 $l$ /km	有效发车 间隔/min	月均最高 温度/ $^{\circ}\text{C}$
2020 年 4 月	111.32	103.26	211.33	175	120.36	4.0	19
2020 年 8 月	114.73	112.03	220.51	182	115.42	3.5	34
2021 年 12 月	103.59	112.05	209.12	176	123.79	4.0	12

SVR 模型仿真参数如表 2 所示。

表 2 SVR 模型仿真参数

Tab. 2 Simulation parameters of SVR model

仿真参数	数值(取值范围)
正则化参数	[1, 1 000]
损失系数 $\sigma$ (Epsilon 值)	0.012
核函数宽度 $O_k$	0.1
染色体种群规模/个	35
种群迭代次数/次	55
交叉概率(两点交叉算子)	0.87
变异概率(基本位变异算子)	0.16

### 3.2 牵引能耗预测结果分析

本研究对 20 组列车的运行数据样本从 1 到 20 依次编号,将列车牵引预测能耗与实际能耗进行对比,结果如图 2 所示。

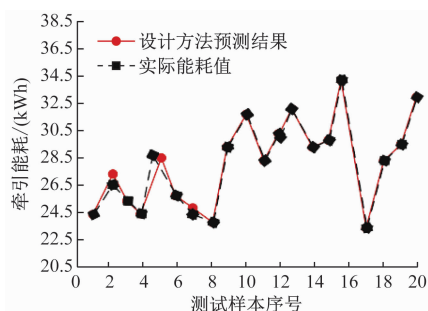


图 2 牵引能耗预测结果

Fig. 2 Prediction results of traction energy consumption

由图 2 可知,采用本文设计方法对相对速度模式下的列车牵引能耗进行预测,预测值与实际能耗值大体相符。尽管样本 2、5、7 的预测误差(0.08 ~ 0.35 kWh)略高于其他样本,但这些偏差对整体预测的准确性影响甚微。因此,该设计方法不仅能够实现列车牵引能耗的有效预测,而且预测过程稳定,预测值与实际值吻合度较高。

### 3.3 牵引能耗预测精度对比测试

为了进一步验证本文设计方法的实际应用效果,本研究引入文献[4]、文献[5]方法作为比较,评估这些方法预测结果与实际能耗值的吻合程度以及在牵引能耗预测精度上的差异,测试结果分别如图 3 及表 3 所示。

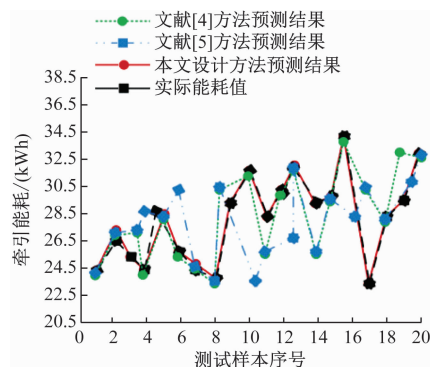


图 3 各方法牵引能耗预测结果

Fig. 3 Prediction results of traction energy consumption for each method

表 3 各方法牵引能耗预测精度对比分析

Tab. 3 Comparative analysis of traction energy consumption prediction accuracy using various methods

预测方法	不同预测方法对不同样本的预测精度/%																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
本文设计方法	99.2	96.5	98.9	99.5	92.3	99.4	97.1	99.6	98.7	98.5	99.2	99.3	99.5	98.7	99.1	98.9	99.0	99.0	99.2	99.0
文献[4]方法	99.5	99.2	99.3	89.4	99.3	85.2	98.7	99.6	98.2	81.5	80.2	98.7	98.6	79.2	99.6	98.7	85.1	99.2	84.3	98.9
文献[5]方法	98.6	90.1	87.3	89.2	90.1	78.3	98.6	99.2	75.3	72.5	76.1	75.4	98.5	77.3	98.7	78.2	83.1	98.7	99.6	98.2

由图 3 可知,文献[4]方法预测的牵引能耗与实际值偏差明显。由表 3 可见,本文设计方法的预

测精度整体为 92.0% ~ 99.6%,显著高于其他方法,证明该设计方法能有效精确预测城市轨道交通



列车的牵引能耗。

### 3.4 预测方法综合性能分析

为了有效测试能耗预测方法的综合应用性能,将最大相对误差、平均相对误差、均方根相对误差作为评价指标,分析不同方法预测的 20 组样本能耗,评价指标数值均为平均值。不同预测方法综合性能分析结果如表 4 所示。

表 4 不同预测方法综合性能分析结果

Tab. 4 Comprehensive performance analysis results of different prediction methods

预测方法	预测最大 相对误差/%	预测平均 相对误差/%	预测均方根 相对误差/%
本文设计方法	2.36	1.75	1.52
文献[4]方法	4.33	3.15	3.16
文献[5]方法	6.42	5.93	6.14

由表 4 可知,采用本文设计方法预测结果的最大相对误差为 2.36%,平均相对误差为 1.75%,均方根相对误差为 1.52%。这些指标数值均优于其他方法,说明本文设计方法产生的预测结果在整个预测范围内的波动较小,展现出良好的整体预测稳定性及实际应用性能。

## 4 结语

本文提出了一种基于相对速度模式的城市轨道交通列车牵引能耗预测方法,该方法基于对城市轨道交通列车牵引运行动力学特性的分析,构建了列车运行模型,采用融合遗传算法和支持向量机回归的创新方法,实现了对列车牵引能耗的精准预测。试验结果表明,该方法不仅能稳定地预测列车牵引能耗,且预测值与实际值也高度契合,对优化城市轨道交通列车运行计划和能源管理策略具有积极作用。

## 参考文献

- [1] 王烟平. 长沙市轨道交通永磁牵引系统能耗分析[J]. 机车电传动, 2023(4): 77.  
WANG Yanping. Energy consumption analysis of permanent magnet traction system in Changsha rail transit[J]. Electric Drive for Locomotives, 2023(4): 77.
- [2] 革新, 张玉召, 黄志鹏. 基于再生制动能利用的高铁列车运行图优化[J]. 深圳大学学报(理工版), 2023, 40(5): 539.

- GE Xin, ZHANG Yuzhao, HUANG Zhipeng. Optimization of high-speed train timetable based on regenerative braking energy utilization[J]. Journal of Shenzhen University (Science and Engineering), 2023, 40(5): 539.
- [3] 武晓春, 金则灵. 基于 DDPG 算法的列车节能控制策略研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(2): 483.  
WU Xiaochun, JIN Zeling. Research on train energy saving control strategy based on DDPG algorithm[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(2): 483.
- [4] 梅文庆, 史可, 张征方. 基于迭代诱导遗传算法的列车自适应节能策略研究[J]. 机车电传动, 2023(3): 117.  
MEI Wenqing, SHI Ke, ZHANG Zhengfang. Train adaptive energy saving strategy based on iterative induced genetic algorithm[J]. Electric Drive for Locomotives, 2023(3): 117.
- [5] 高熙贺. 考虑舒适性的自动驾驶轨道列车牵引电机节能控制[J]. 机械与电子, 2023, 41(10): 29.  
GAO Xihe. Energy saving control of traction motor of automatic train with consideration of comfort[J]. Machinery & Electronics, 2023, 41(10): 29.
- [6] 高琦, 梁化典, 漆林. 一种遗传算法的城市轨道列车节能控制策略研究[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(5): 16.  
GAO Qi, LIANG Huadian, QI Lin. Research on urban rail train energy-saving control strategy based on genetic algorithm[J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(5): 16.
- [7] 刘安邦, 陈曦, 赵千川, 等. 地铁线路储能装置与牵引装置联合优化配置方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2023, 63(9): 1408.  
LIU Anbang, CHEN Xi, ZHAO Qianchuan, et al. Optimization method for allocations of energy storage systems and tractions for metro systems[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2023, 63(9): 1408.
- [8] 李茂圣, 王大彬. 一种智慧地铁轨道状态预测和维修决策优化系统[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(2): 48.  
LI Maosheng, WANG Dabin. Intelligent subway track state prediction and maintenance decision-making optimization system[J]. Computer Measurement & Control, 2023, 31(2): 48.
- [9] 张仪鹏, 周玮腾, 韩宝明. 基于支持向量机的地铁故障类型预测[J]. 北京交通大学学报, 2023, 47(1): 90.  
ZHANG Yipeng, ZHOU Weiteng, HAN Baoming. Subway fault type prediction based on support vector machine[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2023, 47(1): 90.

· 收稿日期:2024-06-21 修回日期:2024-07-20 出版日期:2024-12-10  
Received:2024-06-21 Revised:2024-07-20 Published:2024-12-10  
· 通信作者:郭团生,高级工程师,605541862@qq.com  
· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license