

# 基于大数据分析的弓网参数反事实模型研究

彭博, 陆嘉伟, 涂欣月, 过弋, 李特  
(华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 201400)

**摘要:** 弓网系统是城市轨道交通车辆输电的核心系统。如何改善车辆弓网系统发生的高温高频次燃弧现象是当前弓网系统的重要研究课题之一。针对大部分仿真模型的结果不可解释性的问题, 该文提出了使用大数据分析的方式对车辆实际运行参数进行反事实模型的构建, 以推断燃弧温度与弓网参数之间的因果关系, 从而对弓网系统的运维工作提供理论支持。在数据预处理阶段, 基于弓网系统架设原理, 通过数据匹配的方式对缺失值进行了补充, 并且采用 DBSCAN 算法对数据异常值进行处理, 有效地提升了反事实预测模型的预测精度。在反事实预测模型构建阶段, 提出了时间感知网络模型 (Time-Aware BPNet) 对弓网参数之间的因果关系进行模型拟合并比较。实验结果表明, 相比于线性回归、多项式拟合模型、注意力机制的深度学习算法 (Attention) 和长短期记忆网络 (LSTM), 时间感知网络模型可以更好地对反事实数据进行预测。

**关键词:** 弓网系统; 燃弧; DBSCAN 算法; 因果推断; 时间感知网络

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2025)01-0162-07

doi: 10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0304

## Research on Counterfactual Modeling of Pantograph Parameters Based on Big Data Analysis

PENG Bo, LU Jia-wei, TU Xin-yue, GUO Yi, LI Te

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology,  
Shanghai 201400, China)

**Abstract:** The pantograph system is the core system for power transmission of urban rail transit vehicles. Improving the occurrence of high-temperature and high-frequency arcing phenomena in the pantograph system is one of the important research topics in the current pantograph system. Addressing the problem of the uninterpretability of most simulation models, we propose using big data analysis to construct counterfactual models of actual vehicle operating parameters to infer the causal relationship between arcing temperature and pantograph parameters, thereby providing theoretical support for the operation and maintenance of the pantograph system. In the data preprocessing stage, based on the principle of pantograph system installation, missing values were supplemented through data matching, and the DBSCAN algorithm was used to handle data outliers, effectively improving the prediction accuracy of the counterfactual prediction model. In the construction stage of the counterfactual prediction model, we propose the Time-Aware BPNet model to fit and compare the causal relationships between pantograph parameters. The experimental results indicate that compared to linear regression, polynomial fitting models, attention-based deep learning algorithms (Attention), and Long Short-Term Memory networks (LSTM), the time-aware network model can better predict counterfactual data.

**Key words:** pantograph system; arcing; DBSCAN algorithm; causal inference; time-aware BPNet

### 0 引言

在城市轨道交通系统中, 车辆的受电弓、接触网作为高速列车的直接供电设备, 与电力机车子系统构成了轨道交通行业中的三大重要子系统<sup>[1]</sup>。弓网系统主要由受电弓与接触网组成, 其中, 受电弓在机车顶部悬

挂在高压输电线上, 接触网则连接着两端的支柱呈锚段分布。受电弓与接触网直接接触的部分称为碳滑块, 在机车高速运行过程中, 若碳滑块与线路接触力过大, 会导致接触线疲劳损伤, 碳滑块寿命变短, 若减小接触力则会导致离线的产生, 即受电弓脱离接触线, 从而

收稿日期: 2024-06-22

修回日期: 2024-10-23

基金项目: 2024 年度华东理工大学大学生创新创业训练计划 (X202410251163)

作者简介: 彭博 (2004-), 男, 研究方向为数据挖掘; 通讯作者: 过弋 (1975-), 男, 教授, 博士, CCF 高级会员 (54442), 研究方向为大数据挖掘。

导致高温燃弧现象的发生,造成弓网系统的异常磨损<sup>[2]</sup>。人们期望能够通过研究异常磨损产生原理来减少其导致的损耗,进而达到提升设备的使用寿命、减少维护检修中投入的人力物力的目的。弓网系统简图如图 1 所示。

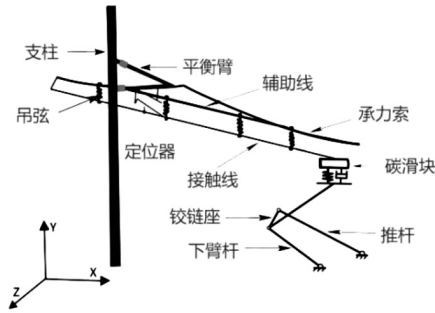


图 1 弓网系统结构

随着我国电气化铁路的高速发展,学者们希望研究磨损与弓网系统各参数之间的关系,建立预测模型以达到减少磨损率、延长碳滑块使用寿命的目的。目前研究方法可大致分为两类。第一类是室内比例拟真实验装置,即按照真实列车及其弓网系统,通过缩小比例过后的拟真平台进行实验,得到数据及其实验结果,最终对实际运行的列车进行合理反推,这种方法具有成本较低、重复性好等优点。另一种是通过在实际运行的车辆上安装测试设备,通过对测试设备获得到的真实数据进行分析处理,得到相应的仿真模型,但是花费了更多的人力、物力、财力,并且重复性差。

第二类则是通过实际测量获得数据并依靠数学方法建立仿真模型。该文通过大数据分析对数据中更深层的关联进行挖掘、处理更大量级的数据并建立更准确的反事实预测模型来探究弓网系统参数与燃弧之间的因果关系。

大多数神经网络模型都是基于 BPNet 的反向传播训练方法进行训练的。BPNet 相对于其他神经网络模型来说较为简单,其算法复杂度较低。在时序数据的背景下,比如弓网磨损研究中,弓网磨损异常可能与参数波动(即方差)相关。Time-Aware BPNet 模型旨在简化模型复杂性,通过简单的误差反向传播训练方法获得更高的反事实预测精度。此外,将时序信息添加到输入中也有助于进行时序预测<sup>[3]</sup>。

## 1 相关工作

弓网系统在电力机车运行过程中涉及多个关键元件,其中最重要的是受电弓和接触网。过去的研究主要集中在悬挂状态下的接触力、受流情况和元件位移等方面。王平利用理论计算和有限元仿真,对架空刚性接触网设计进行了全面研究,分析了悬挂方案、导

高、标准跨距、锚段长度、拉出值布置等因素,并通过试验与仿真结果的对比,验证了广州地铁 18 号线弓网系统在 160 km/h 高速运行条件下的稳定性<sup>[4]</sup>。张卫华简化了接触网接触模型,采用振型叠加原理分析了接触网的动态响应和受流性能<sup>[5]</sup>。Danuta Bryja 和 Adam Hylinski 通过将接触网-列车-轨道动力系统拆分为两个子系统,分析了不同速度下弓头对接触网的接触力,指出速度和加速度的变化会导致离线现象,进而引起弓网系统的燃弧和碳滑块异常磨损<sup>[6]</sup>。周宁和张卫华建立了包含承力索、辅助线、接触线和吊弦的接触网模型,并通过接触单元将接触网和受电弓耦合,构建了弓网系统的动力学平衡方程<sup>[7]</sup>。

吴天行采用有限元法建立了弓网系统受流的仿真模型,运用无条件稳定的线性加速度法,对高速动态受流进行了仿真分析<sup>[8]</sup>。王英等人建立了考虑双弓间距的双弓网 Habedank 电弧数学模型,并通过 MATLAB 软件进行仿真分析,为建立实际动车组的双弓网拉弧模型提供了参考<sup>[9]</sup>。Zou Dong 等人使用非接触式摄影测量装置和有限元仿真,研究了接触网在不同激励下的动态响应,指出使用梁单元作为有限元研究对象能够更好地描述高频振动<sup>[10]</sup>。Tatsuya Koyama 和 Takayuki Usuda 提出了 dynamically substructured system(DSS)方法,通过测量稳定臂上的轴向力,检测弓网系统接触片的磨损<sup>[11]</sup>。基于 DSS 方法,Shigeyuki Kobayashi 和 Yoshitaka Yamashita 开发了 hybrid simulation(HS)方法,以更精确、低延迟地表示受电弓与接触网的动态相互作用<sup>[12]</sup>。Rezvani 和 Molatefi 提出了一种快速模拟悬链线的方法,避免了有限元法,能够模拟波的传播和反射,并考虑吊弦松弛时的屈曲力<sup>[13]</sup>。Takayuki Usuda 开发了一种通过传感器测量列车受电弓接触力的方法,并使用 LASSO 回归选择合适的测量点,分析轨道交通运行数据<sup>[14]</sup>。

在弓网系统燃弧检测方面,冯庆胜等设计了一种基于 MobileNet-SSD 的燃弧检测模型,通过对 MobileNet 网络的处理与改进,得到了检测速度快且检测精度高的模型,满足了高速列车实时检测燃弧的需求<sup>[15]</sup>。李广明设计了一种弓网状态在线检测装置,以 FineBI 数据平台对收集到的弓网系统数据进行整合和分析,提供了对弓网系统运行数据进行检测收集的方法<sup>[16]</sup>。在基于机器视觉的弓网燃弧识别算法方向,张雯基于注意力机制改进经典目标检测算法,搭建了更精确的目标检测算法,并切实应用于高铁弓网检测领域<sup>[17]</sup>。奚笑东等提出了一种基于目标检测和三维重建的弓网燃弧检测方法,通过构建算法模型对得到的结果进行试验验证,确定所提出的检测方法对复杂应用场景有更好的适应力,能够精准识别燃弧<sup>[18]</sup>。

在其他研究领域,已有许多成功应用大数据分析进行因果推断的案例。例如,肖明君等基于水质监测数据构建了 BP 神经网络(BPNN)和卷积神经网络(CNN)模型,对水质指标进行了预测<sup>[19]</sup>;程炳铎等人使用 BP 神经网络优化香芹解热颗粒水提工艺<sup>[20]</sup>;Dong Jian 提出了基于稀疏连接反向传播神经网络的天线优化方法<sup>[21]</sup>;Chen Gonggui 设计了基于 Conv-LSTM 网络和 BPNN 的风速预测模型<sup>[22]</sup>;Tasarruf Bashir 等提出了使用 Prophet 和 LSTM 模型的负荷数据预测方法<sup>[23]</sup>;Yang Zhuang 等利用 PCA-GA-BPNN 模型预测变压器油中的水含量<sup>[24]</sup>;Zhou Shenghan 使用 CIPCA-BPNN 方法预测无人机故障<sup>[25]</sup>。这些研究表明,使用大数据分析方法进行因果推断能够有效提高复杂系统的预测能力。

综上所述,国内外关于弓网关系的研究多采用模拟实验平台或非接触式测量仪器来收集运行参数,并通过物理建模分析受流情况、振动情况和磨耗程度。然而,这些研究大多未进行因果推断,只是通过模型拟合得到结果。鉴于在其他领域使用大数据分析进行因果推断的成功案例,可以认为将大数据分析应用于弓网运行参数的因果关系研究具有很高的研究价值。这种方法不仅能揭示更深层次的参数关系,还能为弓网系统的优化设计提供新的思路和方法。

## 2 数据预处理

### 2.1 数据来源及选取

本次研究的数据均来自于 Z 城市某地铁集团提供的地铁运行数据。基于对列车受电弓的检修数据与相应的列车行驶数据,从提供的数据中,选取了燃弧温度、温度、弓头加速度、导高和拉出值作为主要参数,具体参数信息如表 1 所示。

表 1 选取的各项数据

| 变量名称 | 变量解释              | 数据类型  |
|------|-------------------|-------|
| 燃弧温度 | 燃弧发生时的温度          | float |
| 温度   | 环境温度              | float |
| 速度   | 列车行驶速度            | float |
| 加速度  | 受电弓振动加速度          | float |
| 导高   | 受电弓距离铁轨平面高度       | float |
| 拉出值  | 受电弓相较于其水平中心点横向偏移量 | float |

### 2.2 缺失值处理

在弓网系统数据采集过程中,由于硬件设备、人工疏忽等问题,导致了部分弓网数据的缺失,其中以导高和拉出值的缺失情况最为严重,缺失率均为 67.9%。为了减少数据缺失问题给模型结果的影响,该文基于弓网系统架设原理对数据进行了补充,具体流程如图

2 所示。

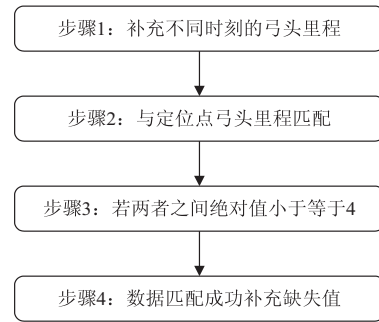


图 2 缺失值补充流程

根据弓网系统架设原理,以地铁线路中不同定位点的导高和拉出值为参考,基于不同定位点之间导高和拉出值之间的关系对原始数据中缺失的信息进行填充。对缺失值进行填充的步骤方法伪代码如下:

```

    Procedure MatchMileage
    (A: list of timestamps, B: list of mileage readings)
    for i from 1 to length(A) do
        for j from 1 to length(定位点弓头里程) do
            if abs(A[i] - 定位点弓头里程[j]) <= 4 then
                补充缺失值(A[i], B[i])
            end if
        end for
    end for
    End Procedure
    
```

### 2.3 异常值处理

原始弓网系统数据分布不均匀,因此,在基于弓网系统数据建立回归模型时,为了减少异常数据对拟合反事实模型的干扰,该文采用 DBSCAN 算法对弓网系统原始数据进行异常值处理。当给定数据集  $D = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ , DBSCAN 算法处理异常值的示意图如图 3 所示。

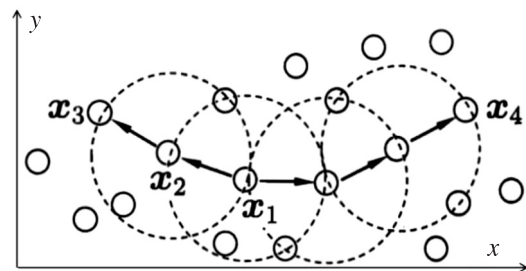


图 3 DBSCAN 算法处理异常值的示意图

基于以上原理,用 DBSCAN 算法对测试集进行聚类分析,寻找其中的异常值,并将这些异常值从数据集中删除。实验表明,该算法可有效地提升回归模型的预测性能。

### 2.4 筛选最相关输入量

为了提高模型的精确性,该文设计一组随机控制实验如下:以原始输入作为因变量的预测数据作为对照组,以十个最相关变量作为因变量的预测结果作为

实验组。使用了支持向量机(SVM)模型对筛选后的特征矩阵进行预测,以验证选取最相关因变量作为模型输入是否提供更高的参考价值。首先,利用 StandardScaler 类对数据进行标准化预处理,确保数据服从均值为 0、方差为 1 的正态分布,其转化函数为:

$$x^* = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

其中,  $\mu$  为所有样本数据的均值,  $\sigma$  为所有样本数据的标准差。

利用 SelectKBest 类进行特征选择以及 GridSearchCV 类进行超参数调优,其回归的超参数模型为:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(w \cdot x + b)}} \quad (2)$$

其中,  $x$  为输入,  $w$  为权重,  $b$  为偏置值。

特别的,实验采用 SelectKBest 来选择最相关的前 10 个特征,并将数据标准化后与目标变量  $y$  进行特征选择,从而得到选定的特征矩阵。随后,使用 SVC 模型,并利用网格搜索方法调整超参数,从 grid\_search 中选出最佳模型。实验流程如图 4 所示。

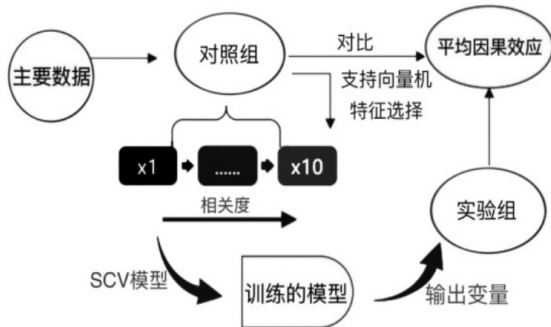


图 4 最相关项选择随机控制实验流程

### 3 反事实预测模型

由于弓网系统具有复杂性和非线性的特点,该文基于 Time-Aware BPNet 模型建立了弓网系统的反事实预测模型,Time-Aware BPNet 模型在 BPNet 的基础之上加入了弓网原始数据的时序信息,并通过神经元节点相互联接构成,反向传播误差的学习方式可以有效地对燃弧温度进行预测。Time-Aware BPNet 架构如图 5 所示。

$$\text{input} = \{V, A, T, H, P\} \quad (3)$$

其中任意  $X \in \text{input}$ ,

$$X = [x_{i-2}, x_{i-1}, x_i, x_\sigma] \quad (4)$$

其中,  $x_i$  为燃弧发生时刻参数数据,  $x_\sigma$  为燃弧发生时刻前三秒弓网参数的数据方差。

为了防止 BP 神经网络模型在训练过程中陷入局部最小,该文采用 Adam 优化器对神经网络模型的训

练方式进行优化,调整模型参数以最小化损失函数,Adam 优化器的训练方式如下所示:

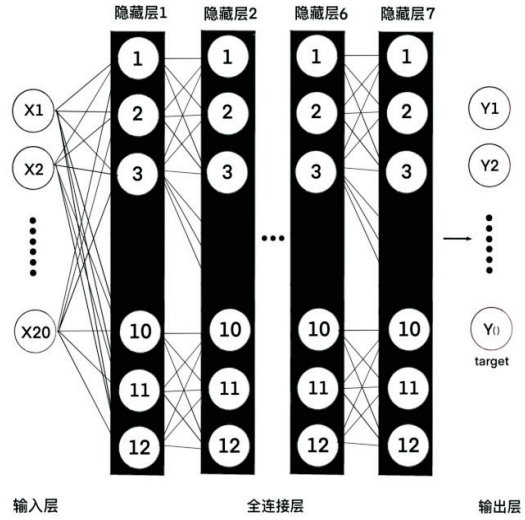


图 5 Time-Aware BPNet 架构

$$g = \nabla_{\theta_{k-1}} L(\theta)$$

$$m_k = \beta_1 m_{k-1} + (1 - \beta_1) g$$

$$v_k = \beta_2 v_{k-1} + (1 - \beta_2) g^2$$

$$\hat{m}_k = \frac{m_k}{1 - \beta_1^k} \quad (5)$$

$$\hat{v}_k = \frac{v_k}{1 - \beta_2^k}$$

$$\theta_k = \theta_{k-1} - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_k} + \epsilon} \hat{m}_k$$

其中,  $m_k$  和  $v_k$  分别是梯度的一阶矩和二阶矩的估计,  $\beta_1$  和  $\beta_2$  是控制这两个矩估计的指数衰减率,  $k$  是当前迭代次数,用于做偏差校正。

其中,隐藏层各个神经元节点的激活函数如下:

$$\text{RElu} = \max(0, w^i + b) \quad (6)$$

为了防止神经网络模型出现过拟合,在 BP 神经网络的基础之上应用 L2 正则化对模型进行优化。具体来说,给定一个参数向量  $\omega$ ,L2 正则化通常是将损失函数改写为:

$$L = L_0 + \lambda \cdot \|\omega\|^2 \quad (7)$$

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验环境与评价指标

实验使用到的台式电脑配置如表 2 所示。

表 2 软硬件配置

| 电脑   | 配置                         |
|------|----------------------------|
| Cpu  | Intel Core i5-12490F       |
| 运行内存 | 16 GB                      |
| GPU  | NVIDIA GeForce RTX 3060 Ti |
| 磁盘   | WD Blue SN570 1TB SSD      |

在构建模型的神经元参数设置方面,隐藏层以全连接方式连接,实验由 3 层隐藏层递增至 10 层,由 MSE、MAE 作为评判指标,性能变化于 7 层时趋于稳定且误差较小,在参数设置为 7 层的基础上,将神经元由每层 10 个依次递增至 14 个,结果显示在神经元个数设置为每层 12 个时变化趋于稳定且误差相对最小。经过筛选实验确定 Time-Aware BpNet 模型参数设置为 7 层隐藏层,每层 12 个神经元。共包含 9 层神经网络,其结构如表 3 所示。

表 3 神经网络结构

| 输入层  | 输出层    | 隐藏层(7层全连接) |
|------|--------|------------|
| 20 个 | 由目标数决定 | 12 个       |

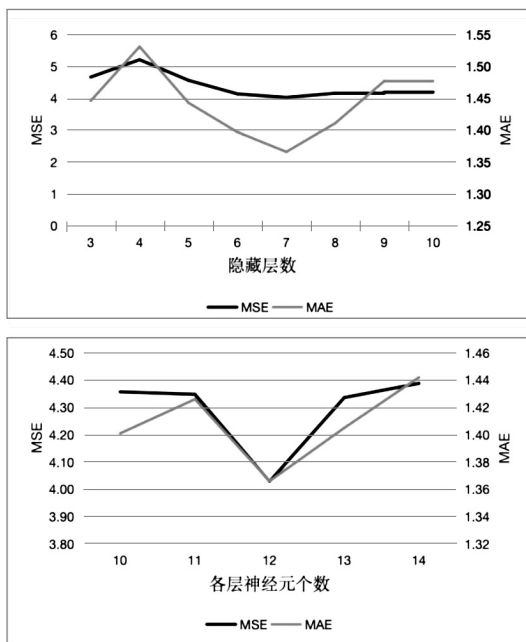


图 6 神经网络结构参数比较

文中使用平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和均方误差 (Mean Square Error, MSE) 作为模型之间进行对比评价的指标,MAE 是误差的绝对值的平均值,而 MSE 是误差平方和的平均值,MAE 对异常值并不敏感,而 MSE 在取平方值后对异常值更为敏感,两者结合进一步避免了异常数据对于模型精确度的影响。

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (9)$$

其中,  $y_i$  为真实值,  $\hat{y}_i$  为预测值,  $n$  为样本量。

#### 4.2 数据预处理结果

针对原始数据中缺失数值较多,实际数据分布不均匀的问题,该文基于弓网系统架设原理填补缺失值

并采用 DBSCAN 算法处理异常值。

首先,经过弓网原始数据进行遍历对导高和拉出值的缺失部分进行补充,得到相对更为完整的运行情况参数。缺失率对比情况如表 4 所示。

表 4 前后缺失率比较 %

|     | 补充前缺失率 | 补充后缺失率 |
|-----|--------|--------|
| 导高  | 67.9   | 27.3   |
| 拉出值 | 67.9   | 25.4   |

根据表 4 可知,通过以上方法对各项数据的缺失值进行了很好的补充,为建立回归模型提供了良好的数据基础。

其次,为了缓解弓网数据分布不均匀对反事实模型预测性能带来的影响,实验使用 DBSCAN 算法对弓网系统参数进行聚类处理,具体处理结果如图 7 所示。

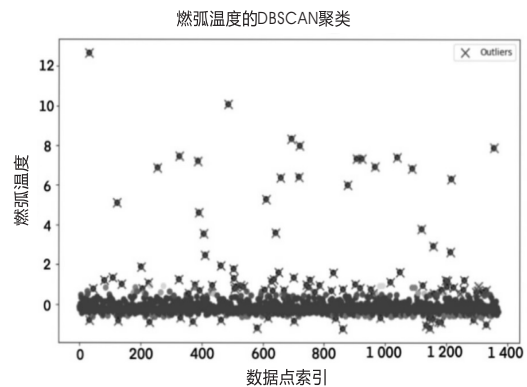


图 7 DBSCAN 分析异常值分布

经过 DBSCAN 算法对弓网系统异常值进行处理之后,去除了离群程度较大的异常数据,有效提高了反事实预测模型的预测精准性。

#### 4.3 反事实预测性能对比

选取目前工业界最常用的线性回归模型、多项式回归模型、注意力机制的深度学习模型以及 LSTM 短期记忆网络模型进行对比实验,从而验证 Time-Aware BpNet 模型预测的优越性。其中对比模型如下所示:

(1)线性回归模型:通过简单的线性方程带入合适的斜率与截距,可以对线性关系数据进行很好地拟合。

(2)多项式回归模型:能够较好地拟合非线性数据,从而得到较为准确的预测结果。

(3)注意力机制的深度学习算法——(Attention):对输入元素进行关联建模,根据不同权重分配注意力,得到更为准确的输出结果。

(4)长短期记忆网络(LSTM):能够记忆更长时间段的重要信息,解决长期依赖问题,能对大量延续时间长的数据更好地拟合。

具体实验结果如图 8 所示。

由图 8 可知,线性回归以及多项式回归模型预测

结果与实际值之间差异较大,在预测效果上 Time-Aware BPNet 模型有明显的优势;Attention 模型以及 LSTM 模型的预测结果也较为准确,在预测效果上 Time-Aware BPNet 模型略优于两者,但 Time-Aware BPNet 利用反向传播训练方法实现利用复杂度更低的模型,取得了更好的预测效果。

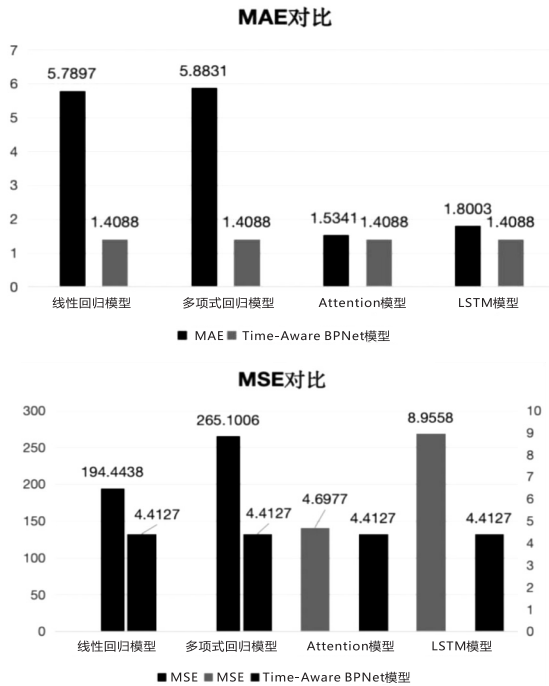


图 8 各算法模型 MSE、MAE 对比

表 5 预测的平均因果效应

| 序号  | velocity         | vertical-acceleration | horizontal-acceleration | max-acceleration | mean-acceleration |
|-----|------------------|-----------------------|-------------------------|------------------|-------------------|
| ATE | [-0.011 680 603] | [-0.019 680 023]      | [0.027 648 926]         | [0.025 794 983]  | [0.080 257 416]   |

| 序号  | Vertical-rms  | mean_temperature | max-temperature | pullout          | height             |
|-----|---------------|------------------|-----------------|------------------|--------------------|
| ATE | [0.079 345 7] | [0.041 046 143]  | [0.055 583 954] | [-0.035 995 483] | [-0.016 834 191 7] |

由表 5 可知,实验组与原数据的对照组产生的平均因果效应 (ATE) 的绝对值稳定在 [0.080 257 416, 0.011 680 603] 区间内,这对模型的自变量和因变量之间的因果关系做出了评估,其较小的 ATE 值反映出 Time-Aware BPNet 模型可以较好地推断出自变量与因变量之间的紧密因果性,能较为精确地分析各因素与燃弧产生导致弓网磨损的因果关系,为弓网系统的运维工作提供精确的理论参考和指导。

### 5 结束语

该文旨在研究线弓网异常磨耗问题,并利用实际运行数据建立预测模型,分析各因素与弓网异常磨耗及燃弧之间的关系,从预测结果中提出减少异常磨耗的具体措施。通过 BP 神经网络模型分析因果关系,确定最相关的因素,并以燃弧温度作为异常磨耗程度

### 4.4 基于 Time-Aware BPNet 的因果推断

经过 Time-Aware BPNet 模型对弓网系统参数进行拟合之后,进行了随机控制实验,以评估其性能。首先,基于原始数据的数据分布对弓网数据进行干预,从而推断燃弧温度与参数之间的因果关系,具体流程如图 9 所示。

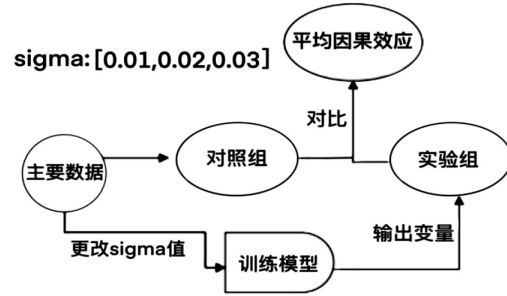


图 9 因果推断随机控制实验流程

其中,因果关系的大小用 ATE 表示。ATE 的表达式如公式 10 所示。

$$ATE = \frac{\sum_i [Y_i(1) - Y_i(0)]}{N_i} \tag{10}$$

其中,  $Y_i(1)$  为实验组接受处置后的平均结果,  $Y_i(0)$  为对照组未接受处置后的平均结果。

基于原始数据的数据分布,选取 0.01, 0.02, 0.03 作为干预值进行随机控制实验,并进行多次重复计算求取平均值。最终实验结果如表 5 所示。

的评估参数。随机控制实验表明神经网络模型具有较小的误差,为采用刚性接触网的轨道交通项目的建设和运营提供了精确的理论参考和借鉴。

首先,地铁的运行速度影响了列车与弓网之间的摩擦,这是 BP 神经网络分析中关注的重要因素之一。监测系统显示地铁燃弧情况在加速度和减速度较大的区段更为频繁。较大的牵引力会导致更高的电流,增加产生电弧的可能性。因此,可以通过模型预测并实时控制优化牵引力和加速度,从而降低弓网燃弧率。

导高的变化会影响列车与弓网之间的连接紧密程度,压力越大则磨耗更为严重。温度的变化也会影响地铁列车与弓网的接触情况,不良的接触会导致恶性磨耗。通过大数据因果关系模型,可以预测导高和弓头变化不佳情况以及不同温度区间的磨耗情况,为采取即时措施提供参考保障。例如,持续调整接触网线

和弓头位置,减缓异常情况,并根据不同季节优化控温冷却,缓解温度异常问题。

#### 参考文献:

- [1] 于正平,张弘,吴鸿标,等. 高速电气化铁路接触网-受电弓系统的研究[J]. 中国铁道科学,1999(1):61-74.
- [2] 梅桂明. 受电弓-接触网系统动力学研究[D]. 成都:西南交通大学,2011.
- [3] SONG Y, JIANG T, NVIK P, et al. Geometry deviation effects of railway catenaries on pantograph - catenary interaction: a case study in Norwegian Railway System[J]. *Railway Engineering Science*, 2021, 29(4):350-361.
- [4] 王平. 160 km/h 市域快线架空刚性接触网系统设计方案研究[J]. 现代城市轨道交通, 2024(4):28-34.
- [5] 张卫华,沈志云. 接触网动态研究[J]. 铁道学报, 1991(4):26-33.
- [6] BRYJA D, HYLINSKI A. An influence of track stiffness discontinuity on pantograph base vibrations and catenary - pantograph dynamic interaction[J]. *Studia Geotechnica et Mechanica*, 2020(2):111-124.
- [7] 周宁,张卫华. 基于直接积分法的弓网耦合系统动态性能仿真分析[J]. 中国铁道科学, 2008, 29(6):71-76.
- [8] 吴天行. 弓-网高速动态受流仿真研究[J]. 铁道学报, 1996, 18(4):55-61.
- [9] 王英,曹丽,陈小强,等. 考虑双弓间距的双弓网 Habedank 电弧数学模型研究[J]. 高压电器, 2021, 57(11):18-26.
- [10] ZOU D, ZHOU N, PING L, et al. Experimental and simulation study of wave motion upon railway overhead wire systems[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part F Journal of Rail & Rapid Transit*, 2017, 231(8):934-944.
- [11] KOYAMA T, USUDA T, KAWASAKI K, et al. Methods for detecting pantograph defects using sensors installed on contact lines[J]. *Quarterly Report of RTRI*, 2016, 57(3):207-212.
- [12] KOBAYASHI S, YAMASHITA Y, USUDA T, et al. Development of a hybrid simulation method for current collection systems, using a real-time multi degree-of-freedom catenary model[J]. *Transactions of the JSME (in Japanese)*, 2018, 84(867):18-00229.
- [13] VESALI F, REZVANI M A, MOLATEFI H. Simulation of the dynamic interaction of rail vehicle pantograph and catenary through a modal approach[J]. *Archive of Applied Mechanics*, 2020, 90(7):1475-1496.
- [14] 白田,隆之,池田,等. Measurement method of the pantograph contact force in overhead catenary system[J]. *American Journal of Orthodontics & Dentofacial Orthopedics*, 2001, 120(5):490-497.
- [15] 冯庆胜,董琦,刘雨奇,等. 基于改进 MobileNet-SSD 的受电弓燃弧检测方法[J]. 自动化与仪表, 2023, 38(11):54-59.
- [16] 李广明. 地铁刚性接触网供电系统弓网状态在线检测装置[J]. 城市轨道交通研究, 2023(S1):152-157.
- [17] 张雯. 基于注意力机制的弓网燃弧检测算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2022.
- [18] 奚笑冬,吴丽,李世江. 基于目标检测和三维重建的弓网燃弧检测方法[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(S1):1-6.
- [19] 肖明君,朱逸纯,高雯媛,等. 基于不同人工神经网络的水质预测方法对比[J]. 环境科学, 2024, 45(10):5761-5767.
- [20] 程炳铎,罗丽琴,李元增,等. 基于 G1-熵权法的正交实验设计对比 BP 神经网络优化香芹解热颗粒水提工艺[J]. 中国药房, 2024, 35(1):27-32.
- [21] DONG J, QIN W, WANG M. Fast multi-objective optimization of multi-parameter antenna structures based on improved BPNN surrogate model[J]. *IEEE Access*, 2019, 7:77692-77701.
- [22] CHEN G, LI L, ZHANG Z, et al. Short-term wind speed forecasting with principle-subordinate predictor based on Conv-LSTM and improved BPNN[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:67955-67973.
- [23] BASHIR T, CHEN Haoyong, TAHIR M F, et al. Short term electricity load forecasting using hybrid prophet-LSTM model optimized by BPNN[J]. *Energy Reports*, 2022, 8:1678-1686.
- [24] YANG Z, ZHOU Q, WU X, et al. Detection of water content in transformer oil using multi frequency ultrasonic with PCA-GA-BPNN[J]. *Energies*, 2019, 12(7):1-12.
- [25] ZHOU S. The CIPCA-BPNN failure prediction method based on interval data compression and dimension reduction[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(8):3448.