

基于机器学习的地铁轨道几何劣化规律个性化建模研究

王志鹏¹, 刘仍奎¹, 邱荣华², 韩 嵩³

(1. 北京交通大学交通运输学院, 北京 100044; 2. 北京市交通委员会, 北京 100073;
3. 北京市基础设施投资有限公司, 北京 100101)

摘 要: 较高的轨道平顺性是保障地铁列车安全舒适运行的基础, 准确把握地铁轨道的劣化规律对保障轨道质量具有重要意义。根据地铁线路特点, 选择影响地铁轨道质量劣化的 7 类异质性因素, 给出赋值模型, 并基于机器学习方法建立轨道质量指数(track quality index, TQI)短时预测前馈神经网络模型。为了验证模型, 采集了北京地铁 1 号线的线路设备数据及 2016 年 8 月 15 日至 2019 年 2 月 18 日间的 17 次 TQI 检测数据, 形成训练数据集和测试数据集, 并采取深度学习技术, 利用训练数据集对该模型进行训练。基于测试数据集的模型预测值的可决系数为 0.938, 平均绝对百分比误差为 4.80%, 结果表明该模型是有效的且具有较高的预测精度。

关键词: 机器学习; 前馈神经网络; 地铁轨道; 轨道质量指数

中图分类号: U231+.94

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2020)04-0054-07

Individualized Modeling of Subway Track Geometry Degradation Law Based on Machine Learning

WANG Zhipeng¹, LIU Rengkui¹, QIU Ronghua², HAN Song³

(1. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044; 2. Beijing Municipal Commission of Transport, Beijing 100073; 3. Beijing Infrastructure Investment Co., Ltd., Beijing 100101)

Abstract: High quality of track regularity is the foundation for maintaining the safety and comfortable operation of subway trains. An accurate understanding of the degradation law of a subway track is extremely significant in ensuring the quality of the track. According to the characteristics of subway lines, 7 heterogeneous factors that affect the quality degradation of subway tracks were selected and the corresponding assignment model was proposed. Based on machine learning methods, the short-time prediction feedforward neural network model for track quality index (TQI) was established. In order to validate the model, the data of line equipment and 17 TQI detections, from Aug. 15, 2016 through to Feb. 18, 2019, of Beijing subway Line 1 were collected to generate a training and test data set; the former was used to train the model via deep learning technology. The coefficient of determination and the mean absolute percentage error of the prediction values based on the test data sets were 0.938 and 4.8%, respectively. The results show that the model is effective, with a high prediction accuracy.

Keywords: machine learning; feedforward neural network; subway track; track quality index

收稿日期: 2019-04-22 修回日期: 2019-05-07

第一作者: 王志鹏, 男, 博士研究生, 研究方向为轨道交通基础设施养护维修管理, wangzhipeng2017@bjtu.edu.cn

导师简介: 刘仍奎, 男, 教授, 博士生导师

基金项目: 国家自然科学基金(51578057); 国家自然科学基金-青年科学基金(71801010)

地铁轨道是支撑地铁列车运行的基础,轨道几何状态是反映地铁轨道质量的重要指标。轨道几何形位偏差过大,会引起轨道的不平顺,从而影响行车安全、行车速度和舒适性^[1]。地铁要求应该具有较高的乘坐舒适性,并且地铁线路小半径曲线多、隧道多、行车密度大,一旦发生事故,救援较为困难。通过科学手段对轨道几何状态的劣化规律进行研究,是对轨道进行质量评价、维修决策、全生命周期管理的基础。

处于不同位置的轨道单元区段,即使承受相同的列车荷载,其轨道几何状态的劣化规律也各不相同^[2]。这是由于轨道几何状态的劣化受到众多因素的影响,包括轨道的通过总重,轨道部件的规格型号,轨道所在线路的地质类型^[3]、平纵断面、最大允许速度等。为了提高轨道几何劣化规律建模的准确性,需要在模型中对这些异质性进行考虑。

轨道几何形位的检查分为静态几何检查和动态几何检查。两种检查方式分别针对静态轨道不平顺和动态轨道不平顺,区别在于轨道是否受列车荷载的影响^[4]。两种测量方式采样间隔一般采用 0.25 m,即每米测量 4 个点。在对轨道几何形位测量的基础上,通常以固定轨道长度为一个单元,统计各项轨道几何形位要素的标准差作为评价轨道整体不平顺的标准。北京地铁使用 200 m 内 7 项轨道几何形位要素(左高低、右高低、左轨向、右轨向、水平、轨距、三角坑)标准差的和作为轨道质量指数(track quality index, TQI)评价轨道整体不平顺,见公式(1)、式(2)。

$$TQI = \sum_{i=1}^7 \sigma_i \quad (1)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_{ij}^2 - \bar{x}_i^2)} \quad (2)$$

式中: $i=1, 2, \dots, 7$ 表示左高低、右高低、左轨向、右轨向、水平、轨距、三角坑 7 种轨道几何形位要素; σ_i 为 200 m 内第 i 项轨道几何形位要素检查值的标准差; N 为 200 m 内轨道几何形位要素的采样点数,一般为 800; $j=1, 2, \dots, N$ 表示第 j 个采样点; x_{ij} 为第 i 项轨道几何形位要素第 j 个采样点的检测值; \bar{x}_i 为 200 m 内第 i 项轨道几何形位要素检测值的算术平均值。

目前,学术界对 TQI 劣化规律的建模研究可以分为 3 大类,分别为机理类模型、统计方法类模型和机器学习类模型。

有学者从车辆、轨道、线路基础三者之间的关系

角度研究轨道不平顺现象,提出了 TQI 劣化的机理类模型。高建敏等^[5]建立具有二系悬挂的车辆-轨道耦合动力学模型并与轨道下沉变形相关联,利用仿真计算机程序研究在车辆移动荷载作用下的轨道累计下沉及由此产生的轨道状态变化,预测轨道不平顺的发展。何永春等^[6]建立了路基下沉、道床下沉模型以及轨道下沉量与轨道几何高低发展量关系模型,预测轨道几何高低的劣化。

有学者从轨道检测数据出发,利用统计手段对检测数据分析,通过统计模型的方法对 TQI 劣化进行预测。Xu 等^[7]建立了一个轨道不平顺状态短期预测模型(TI-SRPM),利用一簇线性预测模型对轨道单元区段的各项轨道几何形位要素,在相邻两次维修间未来一个轨检车检测周期内每天的幅值进行了预测。许玉德等^[8]采用线性模型,预测轨道单元区段 TQI 状态的变化趋势,其模型中的斜率采用平均法或最小二乘法确定。

近年来,一些机器学习类模型被引入铁路及地铁基础设施管理研究领域。Guler^[9]验证了利用人工神经网络(artificial neural network, ANN)进行预测轨道几何形位劣化率的可行性。Lasisi 等^[10]利用主成分分析(principal components analysis, PCA)了影响轨道几何状态的关键因素,并利用支持向量机(support vector machine, SVM)方法对轨道几何病害进行了预测。Lee 等^[11]利用模拟数据分别采用 ANN 和 SVM 方法进行训练,用来预测轨道几何高低的标准差。彭丽宇等^[12]利用 BP 神经网络对轨道几何不平顺参数进行了预测。

神经网络模型是机器学习类模型的典型代表,也是目前研究较为深入的一类模型。为了体现地铁 TQI 劣化的异质性,现以 200 m 轨道单元区段为分析单元,结合北京地铁的日常管理工作,选取曲线半径、坡度、竖曲线半径、道床类型、扣件型号、钢轨型号、钢轨接头类型、钢轨接头方式作为影响地铁 TQI 劣化的异质性因素,结合最近一次 TQI 检查值建立北京地铁 TQI 劣化的双隐层前馈神经网络短时预测模型,并利用北京地铁实际现场生产数据对构建的模型进行训练与测试。

1 基于神经网络的 TQI 劣化规律建模

1.1 影响 TQI 劣化规律的异质性因素选择与赋值

1.1.1 异质性因素的选择

TQI 劣化规律的异质性因素,按轨道所处生命周期不同阶段可分为 4 大类,分别是设计类因素、建设

(制造)类因素、运用类因素、检修类因素^[13]。

设计类因素是地铁轨道设计阶段产生的因素，包括线路平面、纵断面、道床结构、钢轨类型等；建设(制造)类因素是地铁轨道建设或地铁轨道零部件制造阶段产生的因素，包括施工材料、施工质量、施工工艺等；运用类因素是地铁线路竣工交付使用后，由于运输组织、外部环境产生的因素，包括列车质量、列车轴重、列车速度、环境温度等；检修类因素是由于维修管理工作产生的因素，包括轨道检查作业、轨道维修作业等。

根据北京地铁线路小半径曲线多、坡度大，道床、钢轨类型不统一等特点，结合对北京地铁的调研，选取曲线半径、坡度、竖曲线数量、道床类型、是否为加减速区段、钢轨型号、钢轨接头数量 7 项异质性因素，用于 TQI 劣化规律建模，用 $A_i(i=1, 2, \cdots, 7)$ 表示。描述这些异质性因素的状态值可以分为数值型和分类型两种，详见表 1。

1.1.2 异质性因素的赋值

以 200 m 轨道单元区段为研究对象，将连续的轨道划分为由 N 个轨道单元区段组成的集合，划分方法如图 1 所示。图中横坐标为地铁线路里程，单位百米；

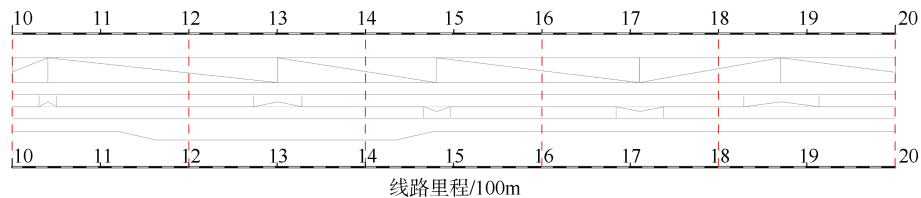


图 1 轨道单元区段划分示意
Fig. 1 Segment division of track units

对任意轨道单元区段 $n(n=1, 2, \cdots, N)$ ，提出的赋值模型如下：

A_1 ：通常小半径曲线对地铁 TQI 有明显影响，将曲线半径小于 800 m 的曲线定义为小半径曲线。设 R 为 n 的曲线半径(若 n 内存在多个曲线，令 R 为其最小值)，令 x_1 为 A_1 的变换值，计算公式为

$$x_1 = \begin{cases} 1 - \frac{R}{800}, & R \leq 800 \\ 0, & R > 800 \end{cases} \quad (3)$$

A_2 ：设 n 内的最大坡度为 g ，对 N 个轨道单元区段， g 的最大值为 g_{\max} ，令 x_2 为 A_2 的变换值，计算公式为

$$x_2 = \frac{g}{g_{\max}} \quad (4)$$

A_3 ：设 n 内的竖曲线数量为 c ，对 N 个轨道单元

虚线为轨道单元区段划分线。在划分的基础上，以 200 m 为空间分辨率，针对表 1 中的异质性因素建立赋值模型。

表 1 北京地铁 TQI 劣化异质性因素
Tab. 1 Heterogeneous factors of TQI degradation for Beijing Subway

符号	异质性因素	状态值类型
A_1	曲线半径	数值型
A_2	坡度	数值型
A_3	竖曲线数量	数值型
A_4	道床类型	分类型
A_5	是否为加减速区段	分类型
A_6	钢轨型号	分类型
A_7	钢轨接头数量	数值型

表 1 中的异质性因素状态值有两类，对于数值型状态值，以实际状态值或检测值为基础，对其进行归一化处理；对于分类型状态值，采取独热(one-hot)编码技术进行赋值。独热编码是一种将分类型变量数值化的数据处理技术：假设某一分类型变量有 m 种取值，则引入 m 个 0-1 变量对其进行表示。

区段， c 的最大值为 c_{\max} ，令 x_3 为 A_3 的变换值，计算公式为

$$x_3 = \frac{c}{c_{\max}} \quad (5)$$

A_4 ：北京铁轨道床共有 3 种类型：碎石道床、普通整体道床和减振整体道床。若 n 内的道床类型为 $TYPE_b$ ，采用独热编码技术，令 0~1 变量 x_4 、 x_5 、 x_6 表示 A_4 的变换值，计算公式为

$$\begin{aligned} x_4 &= \begin{cases} 1, & TYPE_b \text{ 为碎石道床} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ x_5 &= \begin{cases} 1, & TYPE_b \text{ 为普通整体道床} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ x_6 &= \begin{cases} 1, & TYPE_b \text{ 为减振整体道床} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

A_5 : 地铁列车在临近车站的轨道单元区段内进行加速或制动, 对 TQI 有较大影响。采用独热编码技术, 设 0~1 变量 x_7 、 x_8 表示 A_5 的变换值, 计算公式为

$$\begin{aligned} x_7 &= \begin{cases} 1, & n \text{ 是加减速区段} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ x_8 &= \begin{cases} 1, & n \text{ 不是加减速区段} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

A_6 : 北京地铁正线钢轨共有两种类型: 50 kg/m 钢轨和 60 kg/m 钢轨。若 n 内的钢轨类型为 TYPE_r , 采用独热编码技术, 设 0~1 变量 x_9 、 x_{10} 表示 A_6 的变换值, 计算公式为

$$\begin{aligned} x_9 &= \begin{cases} 1, & \text{TYPE}_r \text{ 是 50 kg/m 钢轨} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ x_{10} &= \begin{cases} 1, & \text{TYPE}_r \text{ 是 60 kg/m 钢轨} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

A_7 : 钢轨接头处是易于发生病害的位置。设 n 内接头数量为 j , 对 N 个轨道单元区段, j 的最大值为 j_{\max} , 令 x_{11} 为 A_7 的变换值, 计算公式为

$$x_{11} = \frac{j}{j_{\max}} \quad (9)$$

1.2 神经网络模型构建

1.2.1 神经网络结构

采用前馈神经网络(feedforward neural network, FNN)模拟 TQI 劣化时的过程, 以异质性因素(A_1 , A_2 , \dots , A_7)、最近一次 TQI 检测值(记为 A_8)及预测日期距最近一次 TQI 检测的天数(记为 A_9)作为输入, 以 TQI 预测值(记为 y')作为输出, 实现对 TQI 在一个检测周期内的短时预测。

为了与 A_1 , A_2 , \dots , A_7 保持一致, 需要对 A_8 、 A_9 做同样的归一化处理。

A_8 : 设 n 的最新 TQI 检查值为 y , 对所有 TQI 历史检查记录统计得到 y 的最大值记为 y_{\max} , 最小值记为 y_{\min} , 令 x_{12} 为 A_8 的变换值, 计算公式为

$$x_{12} = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (10)$$

A_9 : 根据北京市地铁运营有限公司相关规定, TQI 检测间隔基本是等间距的, 将其周期记为 D 。设预测日期距离 n 最近一次 TQI 检查日期的天数为 d , 令 x_{13} 为 A_9 的变换值, 计算公式为

$$x_{13} = \frac{d}{D} \quad (11)$$

经过上述赋值过程, 轨道单元区段 n 的 FNN 模型

输入变量可以表示为 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_{13}]^T$ 。

FNN 模型中神经元采用“M-P 神经元模型”, 在这个模型中, 神经元接收到多个其他神经元传递过来的输入信号, 这些输入信号通过带权重的连接进行传递, 神经元接收到的总输入值将与神经元的阈值进行比较, 然后通过激活函数处理以产生神经元的输出^[14]。FNN 将网络中的神经元划分成输入层、输出层和隐层(一个或多个)的结构。每层神经元与下层神经元全互联, 神经元之间不存在同层连接, 也不存在跨层连接, 其标准结构如图 2 所示。

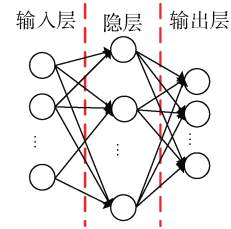


图 2 前馈神经网络

Fig. 2 Feedforward neural network

Stinchcombe 等^[15]证明具有 3 层结构、采用一般非线性激活函数及足够数量的隐层神经元的前向神经网络, 能够以任意精度逼近非线性映射关系。彭丽宇等^[12]指出, 在使用神经网络对轨道几何劣化进行预测时, 双隐层网络模型整体精度更好。Pazos^[16]指出, 为了减小神经网络出现“过拟合”现象的可能, 一个隐层中具有神经元数量应该为输入输出神经元总数的 2/3。

基于以上分析, 构建的 FNN 模型由输入层、输出层和隐层组成。其中输入层包括 13 个神经元 $x_i (i=1, 2, \dots, 13)$ 及 1 个偏置输入神经元 b_1 ; 隐层神经元分为两层, 每个隐层包含 10 个隐层神经元 $h_{ij} (i=1, 2; j=1, 2, \dots, 10)$ 及 1 个偏置输入神经元 $b_i (i=2, 3)$; 输出层有 1 个神经元, 输出 TQI 的预测值 y' , 形成双隐层前馈神经网络。网络中每一层神经元都与上一层神经元相连, 各神经元连接的权值记为 $\mathbf{W}=[w_1, w_2, \dots, w_{261}]^T$ 。除输出层神经元外, 每个神经元的激活函数采用整流线性单元(rectified linear unit, ReLU)函数见公式(12), 网络中各神经元的阈值记为 $\mathbf{E}=[e_1, e_2, \dots, e_{36}]^T$ 。

$$\text{ReLU}(x)=\max(0, x) \quad (12)$$

为了达到更好的拟合效果, 在网络的输入层和隐层添加值恒为 1 的偏置输入 $\mathbf{B}=[b_1, b_2, b_3]^T=[1, 1, 1]^T$, 其作用类似于线性回归中的截距项。令 $\boldsymbol{\theta}=[\mathbf{W}, \mathbf{E}]^T$,

则双隐层 FNN 模型可以用 $y' = f(X, B; \theta)$ 表示, 结构如图 3 所示。

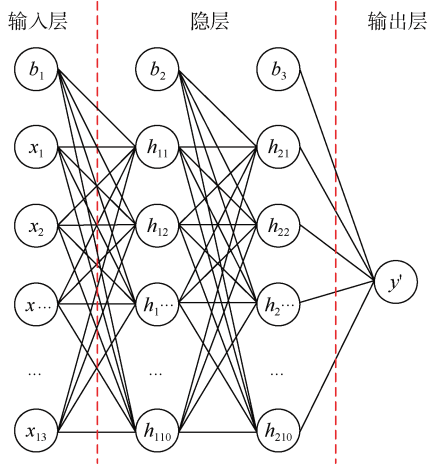


图 3 TQI 短时预测 FNN 模型结构

Fig. 3 Structure of the short-time prediction FNN model for TQI

1.2.2 训练方法

若轨道单元区段 n 共有 T_n 次 TQI 检测, 使用第 t_n ($t_n = 1, 2, \dots, T_n - 1$) 次与 $t_n + 1$ 次检测之间的数据生成 X_{t_n} , 利用 $f(X, B; \theta)$ 得到在 $t_n + 1$ 次 TQI 检测时的预测值 y'_{t_n+1} 与第 $t_n + 1$ 次 TQI 实际检测值 y_{t_n+1} 对比, 实现对神经网络的训练。 N 个轨道单元区段可以形成 $\sum_n (T_n - 1)$ 个形如 (X_{t_n}, y_{t_n+1}) 的样本数据, 组成样本数据集, 随机选取其中 80% 样本作为训练数据集 G_1 , 其余作为测试数据集 G_2 。

用损失函数 L 计算预测值与实际值之间的误差, 则 $f(X, B; \theta)$ 训练过程可以表示为如下最优化模型:

$$\min L[f(X, B; \theta), y] \quad (13)$$

$$\text{s.t. } (X, y) \in G_1 \quad (14)$$

其中损失函数 L 选择平均平方误差(mean squared error, MSE)函数, 公式为

$$L = \text{MSE} = \frac{1}{m} \sum_i (f(X, B; \theta) - y_i)^2 \quad (15)$$

采用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)方法^[17]对神经网络模型进行训练。

从 G_1 中随机采集 m 个样本, 形成小批量样本集 $\text{SG} = \{(X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_m, y_m)\}$, 计算 L 对于 SG 的梯度 \hat{g} (\hat{g} 即为 G_1 梯度的估计), 方法如下:

$$\hat{g} = \frac{1}{m} \nabla_{\theta} \sum_i L[f(X, B; \theta), y_i] \quad (16)$$

使用 \hat{g} 对 θ 进行更新, 使 L 趋向最小化, 达到学习目的。设学习率为 ε , 更新后 θ' 的计算方法如下:

$$\theta' = \theta - \varepsilon \hat{g} \quad (17)$$

在 G_1 剩下的样本中继续随机采集 m 个样本, 重复利用式(15)与式(16)过程对模型进行训练, 直到使用了全部 G_1 中样本, 得到训练完毕的模型 $f_{\text{train}} = \text{SGD}(f, G_1)$ 。

使用图 4 中流程对 f 进行多代训练, 训练代数记为 k ($k = 1, 2, \dots, K$), 得到训练完毕的模型 f_{trained} 。

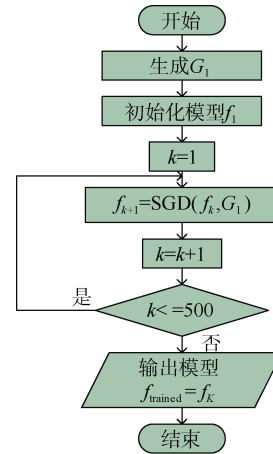


图 4 模型训练流程

Fig. 4 Flow chart of model training process

2 案例分析

选取北京地铁 1 号线实际生产数据对前文提出的神经网络模型进行训练与测试。北京地铁 1 号线西起苹果园站, 东至四惠东站, 全长 31.04 km, 设 23 座车站和 2 座车辆段, 上下行共分为 312 个 200 m 轨道单元区段。作者采集了北京地铁 1 号线从 2016 年 8 月 15 日至 2019 年 2 月 18 日间的 17 次 TQI 检测数据, 经处理后共 3 847 组, 随机选取其中 80%, 共 3 078 组形成训练数据集 G_1 , 其余 770 组形成测试数据集 G_2 。

使用 PyTorch 深度学习框架^[18]在 Windows 10 操作系统、Intel Xeon CPU E5-2620 v4@ 2.10GHz、32G RAM 的工作站计算机上对 1.2 节中的模型进行了训练, 得到训练后的模型 f_{trained} 。模型中训练代数 $K=500$ 、学习率 $\varepsilon=0.01$ 、小批量规模 $m=32$, 训练 500 代的 CPU 时间为 105.7 s。

为了评价模型的预测效果, 使用 f_{trained} 计算测试数据集 G_2 的预测值。模型计算出的 TQI 预测值与实际检测值之间的关系如图 5 所示。

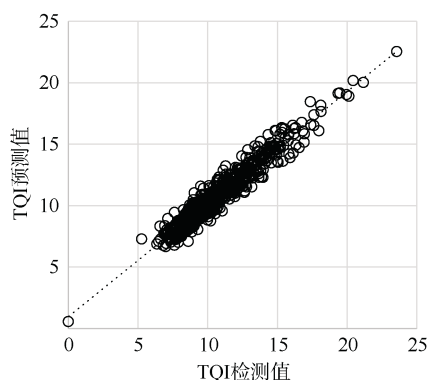


图5 TQI 预测值与实际检测值关系

Fig. 5 Relationship between prediction and real detection values

采用可决系数(coefficient of determination, R^2)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE), 评价基于测试数据集 G_2 的 f_{trained} 模型输出结果的精度。 R^2 越接近于 1, 表明拟合效果越好^[9], MAPE 越小, 说明模型预测精度越高。 R^2 和 MAPE 计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - y')^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}, \quad i = 1, 2, \dots, 770 \quad (18)$$

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{770} \sum_i \frac{y_i - y'}{y_i}, \quad i = 1, 2, \dots, 770 \quad (19)$$

计算得到基于测试数据集 G_2 的 f_{trained} 模型预测结果的 $R^2=0.938$ 、 $\text{MAPE}=4.80\%$ 。可以看出, R^2 与 1 比较接近, 且 MAPE 较小, 说明提出的模型是有效的且具有较高的预测精度。

3 结论

1) 根据地铁线路特点, 选择了影响地铁轨道质量劣化的 7 类异质性因素, 并在将连续线路划分成 200 m 轨道单元区段的基础上, 提出了异质性因素的赋值模型。

2) 为了拟合 TQI 的劣化过程, 基于机器学习方法, 以异质性因素、最近一次检测 TQI 和距最近一次 TQI 检测的天数作为模型输入, 建立了 TQI 短时预测前馈神经网络模型。

3) 利用北京地铁 1 号线的实际生产数据, 采取深度学习技术对该模型进行了训练。为了验证模型的有效性, 作者计算了基于测试数据集的模型预测值的 R^2 和 MAPE, 结果表明提出的模型是有效的且具有较高的预测精度。

在未来的研究中, 将使劣化规律模型与维修优化

模型结合, 为地铁轨道的维修养护提供科学依据。

参考文献

- [1] 高亮. 轨道工程[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2010: 119.
- [2] ESVELD C. Modern railway track[M]. Zaltbommel, Netherlands.: MRT Productions, 2001: 399.
- [3] TANG Y, LIU R, WANG F, et al. Scheduling optimization of linear schedule with constraint programming[J]. Computer-aided civil and infrastructure engineering, 2018, 33(2): 124-151.
- [4] BAI L, LIU R, SUN Q, et al. Markov-based model for the prediction of railway track irregularities[J]. Proceedings of the institution of mechanical engineers, Part F: journal of rail and rapid transit, 2013, 229: 150-159.
- [5] 高建敏, 翟婉明, 徐涌. 铁路有砟轨道下沉及高低不平顺发展预测研究[J]. 中国铁道科学, 2009(6): 132-134. GAO Jianmin, ZHAI Wanming, XU Yong. Study on the settlement of railway ballasted track and the growth forecast of track vertical profile irregularity[J]. China railway science, 2009(6): 132-134.
- [6] 何永春, 王午生. 铁路轨道高低不平顺的预测及其应用[J]. 上海铁道大学学报, 1999(2): 68-74. HE Yongchun, WANG Wusheng. Study of prediction of track vertical profile irregularity and its application[J]. Journal of Shanghai Tiedao University, 1999(2): 68-74.
- [7] XU P, SUN Q, LIU R, et al. A short-range prediction model for track quality index[J]. Proceedings of the institution of mechanical engineers, part F: Journal of rail and rapid transit, 2011: 277-285.
- [8] 许玉德, 吴纪才. 利用线性预测模型分析轨道不平顺发展[J]. 石家庄铁道学院学报, 2005(1): 6-9. XU Yude, WU Jicai. Analysis on development of track irregularities with linear forecast model[J]. Journal of Shijiazhuang Railway Institute, 2005(1): 6-9.
- [9] GULER H. Prediction of railway track geometry deterioration using artificial neural networks: a case study for Turkish state railways[J]. Structure & infrastructure engineering, 2013, 10(5): 614-626.
- [10] LASISI A, ATTOH-OKINE N. Principal components analysis and track quality index: a machine learning approach[J]. 2018, 91: 230-248.
- [11] LEE J S, HWANG S H, CHOI I Y, et al. Prediction of track deterioration using maintenance data and machine learning schemes[J]. Journal of transportation engineering, part A: systems, 2018, 144: 4018045.
- [12] 彭丽宇, 张进川, 苟娟琼, 等. 基于 BP 神经网络的铁路轨道几何不平顺预测方法[J]. 铁道学报, 2018, 40(9):

- 154-158.
- PENG Liyu, ZHANG Jinchuan, GOU Juanqiong, et al. Prediction method of railway track geometric irregularity based on BP neural network[J]. Journal of the China railway society, 2018, 40(9): 154-158.
- [13] 白磊. 铁路轨道健康管理网格化分析决策模型研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017: 23-26.
- BAI Lei. Grid-based decision-making models for railway track health management[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017: 23-26.
- [14] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 97-98.
- [15] STINCHCOMBE M, WHITE H. Universal approximation using feedforward networks with non-sigmoid hidden layer activation functions[C]//International 1989 Joint Conference on Neural Networks. Washington: IEEE, 1989: 613-617.
- [16] PORTO PAZOS A B. Advancing artificial intelligence through biological process applications[M]. Medical information science reference, 2008: 75.
- [17] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge: MIT press, 2016: 286-287.
- [18] 肖智清. 神经网络与 PyTorch 实战[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018: 13.
- (编辑: 郝京红)

(上接第27页)

- [2] 城市轨道交通工程项目建设标准: 建标 104—2008[S]. 北京: 中国计划出版社, 2008.
- Construction standard of urban railway transportation project item: Building standards 104—2008. Beijing: China Planning Press, 2008.
- [3] 东莞市轨道交通有限公司, 中铁二院工程集团有限责任公司. 东莞市城市快速轨道交通 120 km/h 快线系统主要技术标准研究[R]. 东莞, 2010.
- [4] 王迪军, 罗燕萍, 张智力. 高速地铁隧道内压力变化分析研究[J]. 地铁与轻轨, 2003(3): 38.
- [5] 陈波, 胡文伟. 东莞轨道交通 2 号线空气动力学及运行舒适度的研究与实践[J]. 都市轨道交通, 2018, 31(3): 68-77.
- CHEN Bo, HU Wenwei. Research and practice of aerodynamics and operating comfort in Dongguan rail transit line 2[J]. Urban rapid rail transit, 2018, 31(3): 68-77.
- [6] 田红旗. 列车空气动力学[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2007.
- TIAN Hongqi. Train aerodynamics[M]. Beijing: China Railway Press, 2007.
- [7] 东莞市轨道交通有限公司, 铁科院(北京)工程咨询有限公司. 东莞市城市快速轨道交通 2 号线工程隧道通风与列车隧道阻力、舒适度分析研究技术专题报告[R]. 东莞, 2010.
- (编辑: 王艳菊)

北京交通大学副校长赵鹏一行访问中国城市轨道交通协会



7月21日, 北京交通大学(简称“北京交大”)副校长赵鹏一行到访中国城市轨道交通协会。协会常务副会长周晓勤, 副会长兼秘书长宋敏华, 专家学术委执行副主任仲建华, 协会副秘书长李元胜, 办公室主任赵茵, 培训部主任詹惠敏等参加座谈。北京交通大学对外联络处郭雪萌处长, 社会科学处叶龙副处长, 协会专家学术委秘书长、北京交通大学教授韩宝明也出席了会议。赵鹏介绍了北京交通大学的发展现状和工作重点, 回顾了北京交大与协会长期合作的各项成果, 并对协会多位专家作为学校兼职教授为辅导和培养硕士、博士所做的工作表示感谢。赵鹏表示北京交大会

一如既往支持协会发展, 积极参与协会各项工作, 争取为城轨交通行业贡献更大力量。

协会领导指出, 北京交大是协会的副会长单位, 协会也是北京交大的校董单位。北京交大自协会筹备开始就一直积极支持协会工作, 对协会专家学术委和团体标准制修订等工作提供了有力支持。此外, 协会工作也得到了施仲衡、**宁滨**、**王梦恕**等交大院士的大力支持。协会一直重视与北京交大的合作, 双方共办的“城轨交通 EMBA 工程硕士研修班”和“城轨交通建筑师高级研修班”等在行业内引起了较好反响; 《都市轨道交通》杂志作为协会的指定学术期刊始终保持了高水平的办刊质量。希望北京交大在城轨交通“十四五”发展思路研究、智慧城轨建设、城轨行业技术自主化研究、行业人才培养等工作中发挥更大作用。

摘编自 <https://www.camet.org.cn/2020-07-23>