2021 年 第 21 卷 第 35 期
2021, 21(35): 15203-06
科 学 技 术 与 工 程
Science Technology and Engineering
ISSN 1671—1815
CN 11—4688/T

引用格式:陈卫雄. 基于时间序列模型的青藏铁路路基变形预测[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(35): 15203-15208.
Chen Weixiong. Prediction of roadbed deformation of qinghai-tibet railway based on time series model[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(35): 15203-15208.

交通运输

基于时间序列模型的青藏铁路路基变形预测

陈卫雄
(中铁十二局集团铁路养护工程有限公司, 拉萨 250014)

摘 要 为分析青藏铁路路基高程不规则变形,基于 Box-Jenkins 建模方法,确定时间序列模型阶数,根据 AIC (Akaike information criterion) 准则,选取适合的时间序列模型,最后给出批量预测全部路基测点高程的算法步骤。通过建立高程-时间响应模型的方法,研究了青藏铁路路基高程随时间变形规律问题。以 2010—2018 年每月青藏铁路 K1425 +050 处左侧路基高程数据为例,建立了 ARIMA(2,1,1)模型,并以 2019 年数据作为验证集。结果表明:模型通过了模型适应性检验,证明了模型的有效性和准确性;总结了青藏铁路沿线各测点至 2023 年 12 月预测值中可能出现重大变形以及测点左右两侧路基高程差值出现较大差值的 10 个危险点;在测点 K1476 +600 附近,路基两侧出现明显长距离的差异。可见本模型能准确预测青藏铁路路基高程的变化,对于工程养护维修具有一定借鉴意义。

关键词 时间序列模型; 青藏铁路路基; 变形预测; Box-Jenkins 建模方法
中图法分类号 U216.4; **文献标志码** A

Prediction of Roadbed Deformation of Qinghai-Tibet Railway Based on Time Series Model

CHEN Wei-xiong
(Chinese 12th Bureau Group Railway Maintenance Engineering Limited Company, Lhasa 250014, China)

[**Abstract**] In order to analyze the irregular deformation of the Qinghai-Tibet railway subgrade elevation, based on the Box-Jenkins modeling method, the time series model order was determined, according to the AIC criterion, a suitable time series model was selected, and finally the algorithm steps for batch prediction of the elevation of all subgrade measurement points were given. An elevation-time response model was established to investigate the problem of the elevation of the Qinghai-Tibet Railway subgrade deformation over time. Taking the monthly elevation data of the left subgrade at K1425 +050 of the Qinghai-Tibet Railway from 2010 to 2018 as an example, an ARIMA(2,1,1) model was established, and the 2019 data was used as the validation set. The results showed that the model had passed the model adaptability test, which proved the validity and accuracy of the model. It summarized 10 dangerous points in the predicted value from various survey points along the Qinghai-Tibet Railway to December 2023. These points may have major deformations or large differences in the elevation of the left and right sides of the roadbed. Near the measuring point K1476 +600, there are obvious long-distance differences on both sides of the roadbed. It is concluded that this model can accurately predict the elevation change of the Qinghai-Tibet Railway subgrade. This model also has certain reference significance for engineering maintenance.

[**Keywords**] time series model; Qinghai-Tibet railway roadbed; deformation prediction; Box-Jenkins modeling method

青藏铁路沿线经过的多年冻土区地质条件十分复杂,不良冻土现象发育,至青藏铁路 2001 年修建时,穿越多年冻土区约为 546.4 km,其中高温极不稳定区和高温不稳定区长 274.25 km,低温基本稳定区和低温稳定区长 170.48 km,融区长 101.68 km。在所有冻土区线路中,高含冰量地段 223.16 km,低含冰量地段 221.57 km。

在青藏高原多年冻土区,多年冻土表对岩土工程的稳定性有显著影响。热边界和土壤性质是影响多年冻土表的关键因素。复杂的地质环境和人类活动会导致热边界和土壤性质的不确定性[1]。冻土对路基高程的影响主要体现在,由于温度和承

收稿日期: 2021-04-12; 修订日期: 2021-08-31
基金项目: 教育部人文社会科学研究规划基金(20XJAZH009); 中铁十二局集团铁路养护工程有限公司项目(CR12YH-2020-XZ-QT-001)
作者简介: 陈卫雄(1970—),男,汉族,山西晋中人,硕士,高级工程师。研究方向:高原多年冻土机理沉降技术。E-mail:376842116@qq.com。

载力的变化,达到了路基强度、变形的协调条件,本质上是水、热、力、变形的耦合作用。其对路基变形的形象,大大威胁了路基的安全性与稳定性。青藏铁路沿线已出现如 K1401 +888 桥 7 号墩梁缝挤死、K1159 +833 格台限位块开裂、K1260 +821 第 5 片梁格端抗震桩拔起、K0973 +551 格台垫石裂缝等危险状况。

由于冻土问题的复杂性,带来问题的严重性,近年有诸多学者展开了对铁路冻土融沉、冻胀等的预测研究[2-9]。其中,苗姜龙[3]与祁长青等[4]基于 BP(back propagation)神经网络方法,建立了多变形因素的预测模型,并采用 COMSOL 数值模拟软件进行二次开发。杨笑男[5]采用层次分析的方法,依托 GIS(geographic information system)技术进行地质灾害危险性的评级与预测。Chen 等[8]引入了人工神经网络(artificial neural network,ANN)和长短期记忆((long short-term memory, LSTM)网络两种基于深度学习技术的模型来预测铁路路基冻胀变形。由于随时间变化,温度随之改变,将会对路基造成影响,王文等[10]基于事件概率回归估计,对青藏铁路沿线平均最高最低气温变化趋势进行了预测与概率估计。李栋梁等[11]预测了青藏高原及铁路沿线未来 50 年平均最低、最高和年地表温度。此外,常斌等[12]应用神经网络预测模型对青藏铁路沿线冻土通风管路基温度场进行了分析。Zhang 等[13]提出了基于季冻区 3 年现场监测温度数据的经验模型,表明路基温度分布主要受地理位置和路基高度影响,横向温差普遍存在。对于养护措施,Liu 等[14]研究表明碎石夹层路堤与垂直通风管道相结合可以有效控制多年冻土区地温,提高高速公路路堤稳定性。周亚龙等[15]基于三维有限元分析,预测了输电塔热棒桩基的长期降温效果,并给出了工程建议。Ni 等[16]使用沉降指数、风险区带指数和许用承载力指数来评估青藏高原多年冻土区的沉降风险。Duvillard 等[17]评估法国阿尔卑斯山永久冻土上基础设施的不稳定风险水平,并讨论利益相关者制定的适应和缓解策略。

现直接从数据角度出发,结合统计推断,通过时间序列模型对青藏铁路路基高程数据进行分析,由 Box-Jenkins 建模方法确定合适的时间序列模型,并由此进行青藏铁路路基高程至 2023 年危险点的预测,并由预测结果给出工程建议。

1 青藏铁路路基高程数据预处理

K1425 +050 处左侧各年月数据为例,如表 1 所示。

表 1 K1425 +050 处左侧各月路基高程数据

Table 1 Elevation of the subgrade on the left side of K1425 +050 in each month

月份	高程/m		
	2010 年	…	2019 年
1 月	999.283	…	999.144
2 月	999.279	…	999.151
⋮	⋮		⋮
10 月	999.276	…	999.141
11 月	999.275	…	—
12 月	999.266	…	—

由于青藏铁路路基位处冻土区区段部分受恶劣环境影响,从汇总各年总融沉量的数据来看,各年的路基高程呈下降趋势,因此数据有明显的趋势性,下面通过差分法消除数据趋势性,为下一步模型建立提供基础。

选取差分法去除路基高程数据的趋势性,设时间序列 $\{Y_t\}$ 的观察序列为 $\{y_t, t = 1,2,\cdots,N\}$,则序列的一阶差分即为

$$\nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1} = (1 - B)Y_t \tag{1}$$

式(1)中:∇称为差分算子;B 为后移算子,即 $BY_t = Y_{t-1}$。差分后的数据需经过 DF 检验(Dickey-Fuller test)确定其是否平稳,即检验 γ 是否为零。设差分后 DF 检验模型为

$$\nabla Y_t = a_1 + a_2 t + \gamma Y_{t-1} + u_t \tag{2}$$

式(2)中:a_1、a_2 为外生变量;t 为时间;u_t 为白噪声序列。对差分后数据进行统计特征分析,画出一阶差分直方图,如图 1 所示。

经计算可得,一阶差分后,K1425 +050 处左侧数据平均值为 -0.001 233 645,标准差为 0.003 780 734,样本偏度为 0.878 933 3,样本峰度为 7.432 754,样本均值在(0 ±2) s,即 2 倍标准差范围内,可以认为一阶差分后的数据为零均值过程,符合 Box-Jenkins 方法。

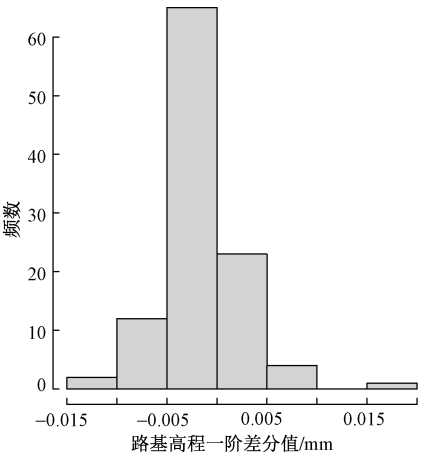

图 1 一阶差分数据直方图

Fig. 1 Histogram of first-order difference data

2　青藏铁路路基高程数据时间序列模型识别与初步定阶

路基高程一阶差分数据的自相关系数图与偏相关系数图,如图2与图3所示。

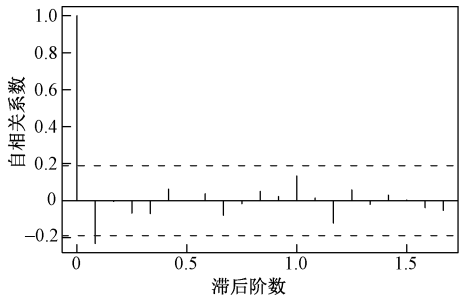

图2　一阶差分自相关系数图

Fig. 2　The first-order differential autocorrelation coefficient diagram

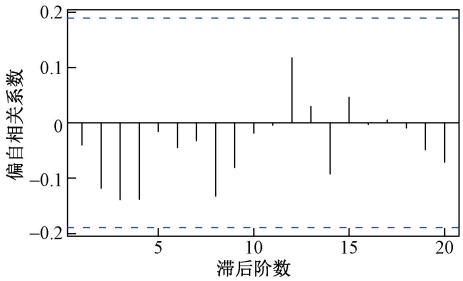

图3　一阶差分偏相关系数图

Fig. 3　The first-order differential partial correlation coefficient diagram

将样本自相关系数和偏相关系数记为$\hat{\rho}_i$和$\hat{\varphi}_{kk}$,其中$i,k \in \mathbf{N}$,设零均值平稳序列为$\{X_t\}$,如果自相关系数序列$\{\hat{\rho}_i\}$在q步截尾,那么样本自相关系数$\hat{\rho}_i(i > q)$渐进服从正态分布,即

$$\hat{\rho}_i \sim N\left[0,\frac{1}{N}\left(1+2\sum_{l=1}^{q}\hat{\rho}_l^2\right)\right],\quad i>q \tag{3}$$

显然有

$$P\left[|\hat{\rho}_i| \leqslant \frac{2}{\sqrt{N}}\left(1+2\sum_{l=1}^{q}\hat{\rho}_l^2\right)^{1/2}\right]=95.5\%;$$

$$P\left[|\hat{\rho}_i| \leqslant \frac{1}{\sqrt{N}}\left(1+2\sum_{l=1}^{q}\hat{\rho}_l^2\right)^{1/2}\right]=68.3\%。$$

所以只需检验

$$|\hat{\rho}_{q+i}| \leqslant \frac{2}{\sqrt{N}}\left(1+2\sum_{l=1}^{q}\hat{\rho}_l^2\right)^{1/2},\quad i=1,2,\cdots,M-q \tag{4}$$

是否成立,即可判断零均值平稳序列$\{X_t\}$的自相关系数是否在q步截尾,是否建立MA模型(moving average model),其中M是自相关阶数。

由路基高程一阶差分数据的自相关系数图可见,自相关系数仅一、二阶时较大,且$|\hat{\rho}_k| \leqslant \frac{2}{\sqrt{N}} \times [1+2(\rho_1^2+\rho_2^2)]^{\frac{1}{2}} = \frac{2}{\sqrt{107}}[1+2(1+0.241^2)]^{\frac{1}{2}} \approx 0.341(k=3,4,5,\cdots)$

因此,可认为自相关系数2阶截尾,可考虑MA(2)建模。

对于零均值平稳序列$\{X_t\}$,如果偏相关系数序列$\{\hat{\varphi}_{kk},k=1,2,3,\cdots\}$在$p$步截尾,那么样本偏相关系数$\hat{\varphi}_{kk}(k>p)$渐进服从正态分布,即

$$\hat{\varphi}_{kk} \sim N\left(0,\frac{1}{N}\right),\quad k>p \tag{5}$$

所以只需检验

$$|\hat{\varphi}_{(p+i)(p+i)}| \leqslant \frac{2}{\sqrt{N}},\quad i=1,2,\cdots,M-p \tag{6}$$

是否成立,即可判断零均值平稳序列$\{X_t\}$自相关系数是否在p步截尾,是否建立AR模型(auto regressive model),M为偏相关系数。观察图3可知各偏相关系数满足

$$|\hat{\varphi}_{(p+i)(p+i)}| \leqslant \frac{2}{\sqrt{107}},\quad i=2,3,\cdots,100 \tag{7}$$

因此,可选择建立AR(1)模型。

通过Box-Jenkins方法建立进一步的ARMA模型,其特点为初步设定相关模型为ARMA($n,n-1$),即初步设定的相关模型中自回归的阶数比移动平均的阶数高一阶,而选用ARMA($n,n-1$)模型来拟合时间序列的原因如下[18]。

(1)AR(p)、MA(q)、ARMA(p,q)模型均为ARMA($n,n-1$)模型的特殊情形。

(2)对任一平稳随机系统,均可用ARMA($n,n-1$)模型近似。

(3)以差分方程理论可证明,若自回归的阶数是n,则移动平均的阶数是$n-1$。

(4)从连续系统的离散化过程来看,ARMA($n,n-1$)具有合理性。在一个自回归阶数为n阶,移动平均阶数为任意阶的线性微分方程的形式下,如果对一个连续自回归移动平均过程进行一致区间上的抽样,那么,抽样过程的结果是ARMA($n,n-1$)。

用Box-Jenkins方法建立模型,即从低阶到高阶对模型进行拟合及检验,若$\{X_t\}$属于ARMA模型,则采用ARMA($n,n-1$),并从$n=2$到高阶对模型逐个进行拟合和检验,根据AIC准则最终确定模型。对选出的模型进行适应性检验,进一步检验模型。

结合上述模型思想,可以尝试建立ARMA(2,1)

模型进行拟合。下面对选出的3个模型进行参数的拟合和模型选择。

3 基于AIC准则的模型确定方法

对于平稳序列$\{X_t, t=0, \pm1, \pm2, \cdots\}$,通过R软件用极大似然估计可算得选出的ARIMA(0,1,1)、ARIMA(1,1,0)、ARIMA(2,1,1)模型参数值,且各模型的AIC值也可计算得到,结果如表2所示。

表2 模型参数估计值与各AIC值

Table 2 Estimated values of model parameters and AIC values

模型	参数估计值	模型AIC值
ARIMA(0,1,1)	$\hat{\theta}_1 = -0.098\ 9$	-877.34
ARIMA(1,1,0)	$\hat{\varphi}_1 = -0.117\ 4$	-877.57
ARIMA(2,1,1)	$\hat{\varphi}_1 = 0.756\ 5$ $\hat{\varphi}_2 = 0.240\ 9$ $\hat{\theta}_1 = -0.970\ 3$	-885.59

由表2可知,最小AIC值在模型为ARIMA(2,1,1)时取得,因此,确定最终模型为ARIMA(2,1,1)。模型表达为

$$\begin{cases} 1-0.756\ 5B-0.240\ 9B(1-B)X_t = \\ \quad (1+0.970\ 3B)\varepsilon_t \\ \varphi_p \neq 0, \theta_q \neq 0 \\ E(\varepsilon_t)=0, \mathrm{Var}(\varepsilon_t)=\sigma_\varepsilon^2, E(\varepsilon_t\varepsilon_s)=0, \\ \quad s \neq t \\ EX_s\varepsilon_t = 0, \quad \forall s < t \end{cases} \tag{8}$$

ARIMA模型是分析和研究时间序列问题的常用方法。该方法能更有效地表征数据序列的线性特性,具有较好的短期预测效果[19]。

4 模型的适应性检验与预测

从残差来看,时间序列模型得到的残差应具有纯随机型,因此,需要判断残差的正态性,通过图4所示残差数据的Q-Q图(quantile-quantile plot)可以看出,残差散点集中于直线附近,因此模型(4)对应的残差具备正态性。

通过自相关系数图与偏相关系数图,如图5、图6所示,与式(2)与式(3)判断,残差序列为纯随机序列。因此,模型(4)具备适应性。因此由该模型进行预测,预测结果如图7所示。

由图7可见,模型对实际数据的拟合较好,而预测数据大致呈现直线状态,这是由于所选测点处,数据线性趋势较为明显。

预测数据与测试集数据记录于表3中。

由表3可见,由于数据具有明显的线性性质,预测值呈现直线下降趋势,无法真实地模拟数据的情况,这是由于青藏铁路气候环境复杂,影响其高程变化的因素较多,不会呈现严格的统计性质,且从预测绝对值来看,预测值没有呈现偏差越来越大的趋势,因此,预测结果具备可信度。

按照以上建模步骤建立全部测点的融沉值的时间序列模型,并进行预测,具体步骤如下。

Step 1 由于路基融沉值在不同测点处的数据总是呈现一定趋势性的,因此默认进行一阶差分来消除数据趋势性。

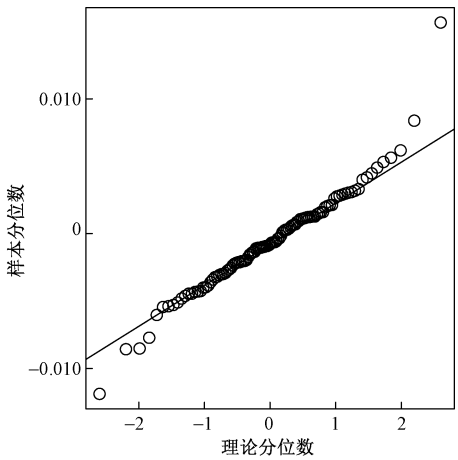

图4 残差数据的Q-Q图

Fig. 4 Q-Q diagram of residual data

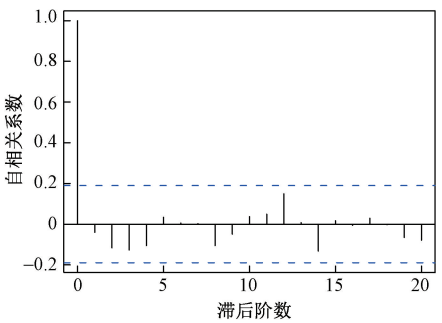

图5 残差自相关系数图

Fig. 5 Residual autocorrelation coefficient plot

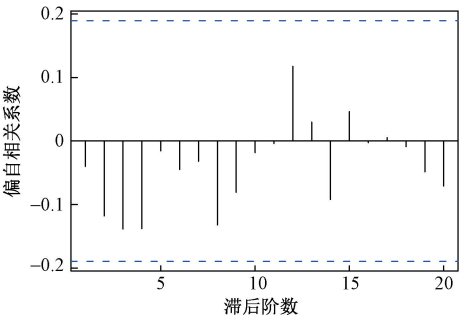

图6 残差偏相关系数图

Fig. 6 Residual partial correlation coefficient plot

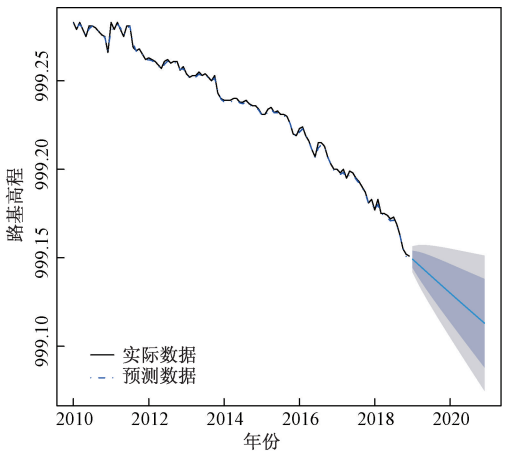

图 7　路基高程预测图

Fig. 7　Roadbed elevation prediction map

表 3　路基高程预测值与真实值比较

Table 3　Comparison between the predicted value of subgrade elevation and the true value

时间	高程/m		
	预测值	真实值	误差绝对值
2019 年 1 月	999.149	999.144	0.005
2019 年 2 月	999.148	999.151	0.003
2019 年 3 月	999.146	999.149	0.003
2019 年 4 月	999.144	999.148	0.004
2019 年 5 月	999.143	999.147	0.004
2019 年 6 月	999.141	999.149	0.008
2019 年 7 月	999.140	999.148	0.008
2019 年 8 月	999.138	999.141	0.003
2019 年 9 月	999.136	999.142	0.006
2019 年 10 月	999.135	999.141	0.006

Step 2　当差分后数据仍不是平稳数据时,为判断数据是否具有周期性,从 3 阶差分逐步进行到 12 阶差分,每次差分后判断序列是否平稳,以此找出序列周期性。

Step 3　找到序列周期性后,对数据进行去除周期性以使数据平稳,对平稳化后的数据进行模型定阶,并以此模型进行路基高程数据的预测。

结合上述步骤得到各路基测点处路基高程至 2023 年 12 月预测值,根据其沉降量与路基左右侧差值,总结了各预测中可能出现重大变形的危险点如表 4 所示,在预测期内,测点左右两侧路基高程差值出现较大差值的测点,如表 4 所示。为工程维护等提供参考。

表 4 中为各测点路基变形值,路基左右侧差值在预测期内前十的测点,由两侧差值较大的测点中可见,集中于 K1476 + 550、K1476 + 650、K1476 + 600 路基的左右两侧出现明显长距离的差异,因此,在 K1476 +600 地点附近路基需要得到重点维护。

表 4　预测期出现危险变形测点

Table 4　Dangerous deformation measurement points in the forecast period

路基出现较大变形值测点	路基左右两侧高程差值过大测点
K1447 +400 左	K1568 +450
K1568 +450 右	K1425 +600
K1457 +100 右	K1447 +400
K1428 +050 左	K1496 +800
K1425 +600 右	K1476 +550
K1425 +500 左	K1476 +650
K1457 +100 左	K1476 +600
K1449 +950 右	K1475 +750
K1449 +150 右	K1448 +600
K1476 +300 左	K1428 +050

5　结论

青藏高原独特的地理环境导致多年冻土区沿线的路基都不同程度地出现了冻胀、融沉等地质灾害,所以研究多年冻土区路基沉降变形十分有必要。以青藏铁路多年冻土区路基变形的数据为研究对象,得到如下结果。

(1)Box-Jenkins 建模方法确定合适的时间序列模型为 ARIMA(2,1,1),通过了模型适应性检验,模型对实际数据拟合较好,预测结果具备可信度。

(2)总结了预测中可能出现重大变形的 10 个危险点,在预测期内,测点左右两侧路基高程差值出现较大差值的 10 个测点,为工程维护等提供参考。

(3)测点 K1476 +600 附近,路基的左右两侧出现明显长距离的差异,该地点需要得到重点维护。

研究结果可为工程设计、施工和维护提供有价值的参考,并为青藏高原多年冻土融化沉降危害的预警和预防提供参考。但针对长期预测效果精度的研究,还需进一步扩展。

参　考　文　献

[1] Wang T, Peng E X, Xia L J, et al. Uncertainties of thermal boundaries and soil properties on permafrost table of frozen ground in Qinghai-Tibet Plateau[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2021, 13(3): 671-681.

[2] 文军山. 青藏铁路轨道不平顺预测分析研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2017.
Wen Junshan. Qinghai-Tibet railway track irregularity prediction analysis research[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2017.

[3] 苗姜龙. 冻土路基变形预测及可靠度分析[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
Miao Jianglong. Deformation prediction and reliability analysis of earthworks in permafrost regions[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.

[4] 祁长青, 吴青柏, 施 斌, 等. BP 神经网络在冻土路基变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2007(4): 27-30.
Qi Changqing, Wu Qingbai, Shi Bin, et al. Application of BP neuralnetwork in deformation prediction of frozen soil roadbed[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2007(4): 27-30.

[5] 杨笑男. 基于 GIS 的青藏铁路拉日段地质灾害危险性预测评价[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2014.
Yang Xiaonan. Study on geological hazard risk assessment in the railway line from Lhasa to Shigatse by the method of GIS[D]. Beijing: China University of Geoscience(Beijing), 2014.

[6] 张建明, 刘 端, 齐吉琳. 青藏铁路冻土路基沉降变形预测[J]. 中国铁道科学, 2007(3): 12-17.
Zhang Jianming, Liu Rui, Qi Jilin. Estimation on the settlement and deformation of embankment along Qinghai-Tibet railway in permafrost regions[J]. China Railway Science, 2007(3): 12-17.

[7] 马小杰, 张建明, 张明义. 青藏铁路路基沉降变形的灰色预测模型研究[J]. 路基工程, 2006(5): 1-3.
Ma Xiaojie, Zhang Jianming, Zhang Mingyi. Study on predication model of subgrade settlement by grey systems theory in Qinghai-Tibet railway[J]. Subgrade Engineering, 2006(5): 1-3.

[8] Chen J, Li A Y, Bao C Y, Dai Y H, et al. A deep learning forecasting method for frost heave deformation of high-speed railway subgrade[J]. Cold Regions Science & Technology, 2021, 185: 103265.

[9] 赵 涛, 梁庆国, 王育红. 青藏铁路多年冻土场地波速特性分析[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(19): 240-246.
Zhao Tao, liang Qingguo, Wang Yuhong. Analysis of wave velocity characteristic in permafrost site along Qinghai-Tibet railway[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(19): 240-246.

[10] 王 文, 李栋梁, 程国栋. 青藏铁路沿线平均最高最低气温变化趋势预测及其概率估计[J]. 高原气象, 2005(3): 304-310.
Wang Wen, Li Dongliang, Cheng Guodong. The prediction and probability estimation of mean maximum and minimum air temperature along Qinghai-Xizang railway[J]. Plateau Meteorology, 2005(3): 304-310.

[11] 李栋梁, 郭 慧, 李跃清, 等. 青藏高原及铁路沿线地表温度变化趋势预测[J]. 高原气象, 2005(5): 685-693.
Li Dongliang, Guo Hui, Li Yueqing, et al. Prediction of average ground surface temperature changes along Qinghai-Xizang Railway[J]. Plateau Meteorology, 2005(5): 685-693.

[12] 常 斌, 李 宁, 苏 波, 等. 通风管路基温度场神经网络预测模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2004(24): 4131-4136.
Chang Bin, Li Ning, Su Bo, et al. ANN prediction model for predicting temperature field evolvement within ventiduct roadbed[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004(24): 4131-4136.

[13] Zhang Y Z, Du Y L, Sun B C. Temperature distribution analysis of high-speed railway roadbed in seasonally frozen regions based on empirical model[J]. Cold Regions Science & Technology, 2015, 114: 61-72.

[14] Liu M H, Zheng H, Niu F J, et al. Cooling performance enhancement of a new expressway embankment in the Tibetan Plateau permafrost zone[J]. Cold Regions Science & Technology, 2021, 190, 103345.

[15] 周亚龙, 郭春香, 王 旭, 等. 基于热棒功率变化下多年冻土区输电塔热棒桩基的长期降温效果预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(7): 1461-1469.
Zhou Yalong, Guo Chunxiang, Wang Xun, et al. Prediction of long-term cooling effect of thermal pipe foundation of transmission tower in permafrost regions considering the change of thermal pipe power[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38(7): 1461-1469.

[16] Ni J, Wu T H, Zhu X F, et al. Risk assessment of potential thaw settlement hazard in the permafrost regions of Qinghai-Tibet Plateau[J]. Science of the Total Environment, 2021, 776: 145855.

[17] Duvillard P A, Ravanel L, Schoeneich P, et al. Qualitative risk assessment and strategies for infrastructure on permafrost in the French Alps[J]. Cold Regions Science & Technology, 2021, 189, 103311.

[18] 王 沁. 时间序列分析[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2008.
Wang Qin. Time series analysis[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 2008.

[19] 吴晓峰, 林晓言, 靳雅楠. 基于时间序列模型遴选的集成组合预测模型[J]. 统计与决策, 2021, 37(9): 5-8.
Wu Xiaofeng, Lin Xiaoyan, Jin Yanan. Integrated combination prediction model based on time series model selection[J]. Statistics & Decision, 2021, 37(9): 5-8.