

引文格式: 周涛 邹进贵 郭际明. 隧道变形监测与智能预警方法研究[J]. 测绘通报, 2022(S2): 91-94. DOI: 10. 13474/j. cnki. 11-2246. 2022. 0563.

隧道变形监测与智能预警方法研究

周 涛 邹进贵 郭际明

(武汉大学测绘学院 湖北 武汉 430079)

摘要: 隧道长期监测是保障施工安全的有效手段, 本文以太湖隧道为例, 研究了几种较为常见的变形分析模型, 提出了一种以监测点当前变化量、累积变化量、变化率 3 个指标为基础的隧道风险数学模型和智能预警方法。试验结果表明, 回归模型和 BP 神经网络的预测精度相当, 平均绝对误差和均方误差均在 1 mm 之内, 当存在隧道风险时, 本文提出的方法能够及时有效地做出预警, 预警成功率在 96% 以上。

关键词: 变形监测; 数学模型; 智能预警; 风险评估

中图分类号: P258

文献标识码: A

文章编号: 0494-0911(2022) S2-0091-04

Research on deformation monitoring and early warning methods of tunnel

ZHOU Tao, ZOU Jingui, GUO Jiming

(School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Tunnel long-term monitoring is an effective means to ensure construction safety. Taking Taihu tunnel as an example, this paper studies several common deformation analysis models and proposes a mathematical model of tunnel risk and an intelligent warning method based on the current change, cumulative change and change rate of monitoring points. The experimental results show that the prediction accuracy of the regression model is equal to the BP neural network, and both the mean absolute error and the mean square error are within 1 mm. The method proposed in this paper can make warning timely and effectively when there is tunnel risk, which has a success rate of more than 96%.

Key words: deformation monitoring; mathematical model; intelligent warning; risk assessment

我国自十三五规划以来, 以隧道工程为首的大型基础设施建设设施的规模和数量日益增加。然而, 由于监测手段单一、预警不及时等原因致使隧道施工事故时有发生^[1-2]。为保障施工安全, 必须对隧道进行长期监测, 对潜在的风险作出准确、有效地评估, 建立一套完善的隧道监控体系^[3-5]。

目前隧道风险评估理论已有了初步发展。美国 Einstein. H. H 教授作为领军人物, 在多篇著作中提出风险分析的特点和要求^[6]。文献[7]提出了故障树分析和逐层分析法。文献[8]通过构建模糊综合评判模型 ANP-FCE, 有效地减弱了由于人为的主观因素对隧道风险评价产生的偏差。文献[9]利用 OWA-AHP 和熵权的组合定权模式, 使用模糊数学综合评价法解决了隧道风险定权方法不足的问题。文献[10]将事故发生的概率、人处于危险环境的频率、发生事故产生的后果作为评价指标, 提出了一种改进的 K 均值聚类风险评估方法。

对于实际工程, 隧道风险影响因子存在着差异, 很难用一个统一的数学模型对其进行描述, 且对于风险定量分析相关的研究目前尚有不足。本

文拟结合具体工程案例, 分析隧道形变规律, 建立隧道风险评价数学模型, 提出一种隧道风险智能预警方法。

1 变形分析模型

1.1 回归分析

回归分析法是指利用大规模的统计数据, 通过建立回归方程, 确定两种或两种以上变量之间定量关系的一种方法。回归分析法分为 4 步: ①根据已有的数据, 建立回归方程; ②求回归系数; ③相关性检验, 确定回归系数; ④利用已经建立的回归分析模型预测未来变化。具体算法如下:

一元线性回归方程一般可表示为

$$\hat{y} = kx + k_0 + \varepsilon \quad (1)$$

式中, \hat{y} 为形变量的预测值; k 为回归系数; x 为观测期数; k_0 为一常数; ε 为观测误差。假设一共作 n 次观测, 得到 n 组不同的观测值, 记为 (x_1, x_2, \dots, x_n) 和 (y_1, y_2, \dots, y_n) , 同时记 n 组预测值为 $(\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n)$, 可将回归方程改写为

基金项目: 国家自然科学基金(41871373)

作者简介: 周 涛(1995—), 男, 博士, 主要研究方向为变形监测和组合导航。E-mail: taozhou_who@163.com

$$\hat{y}_i = kx_i + k_0 + \varepsilon \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

根据最小二乘法的原理,当 $Q(k, k_0) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ 取得最小值时,对 k 与 k_0 求偏导数,根据函数性质,当偏导数为0时, Q 值取得最小值,得到 k 与 k_0 的最优解

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad (3)$$

$$k_0 = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} - k \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (4)$$

将求得的 k 与 k_0 回代至式(1),最终得到回归方程的表达式。

1.2 灰色模型

灰色模型通过建立微分方程建立数学模型,一般形式为 $GM(n, k)$,表示利用 n 阶微分方程建立起的关于 k 个参数的模型,本文使用模型的一阶形式,即 $GM(1, 1)$ 。灰色模型预测法主要分为4步:①对原始的观测序列作累加或累减,强化已知影响因素,弱化未知影响因素;②构建一个以时间为变量的微分方程;③求解方程中灰参数;④利用已经建立的灰色模型预测未来变化。具体算法如下:

设原始观测序列为 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$,现对 $x^{(0)}$ 作累加,得到一组新的观测序列: $x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n))$,同时构建 $x^{(1)}$ 的邻均值等权序列 $z^{(1)}$,即 $z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1))$, $k = 2, 3, \dots, n$ 。对 $x^{(1)}$ 序列建立一阶微分方程得

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (5)$$

式中, a 为发展系数; u 为灰色作用量。依据最小二乘原理可得

$$\hat{a} = [au]^T = (B^T B)^{-1} B^T y_n \quad (6)$$

求解出灰参数,将计算结果回代至式(6)中得到累加之后的新观测序列的表达式

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{u}{a}\right)e^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (7)$$

对式(7)作累减运算,得到原始观测序列 $\hat{x}^{(0)}$ 的表达式

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (8)$$

当 $k = 0, 1, \dots, n-1$ 时,可得原始观测数据的模型值;当 $k \geq n$ 时,可预测未来某一时刻的观测值。

1.3 BP神经网络

BP神经网络常用于描述非线性变量间的关系,

其算法思路为:①通过给定的输入和权重,得到输出结果,计算输出值与期望值的差;②根据差值修正逐层间的权重;③重复上述过程,直至输出值无限逼近于期望值。具体算法如下:

设共有 n 组训练数据 $\{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)\}$, X_i 为自变量, Y_i 为因变量,设利用初始权向量求得的输出值为 \hat{Y}_i ,则训练的误差 e 可表示为

$$e = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (9)$$

当 e 值最小时,训练效果达到最佳,因此需要不断地调整权值进而调整 \hat{Y}_i ,权值的调整遵循梯度下降原则,即按照训练误差变化率最快的方向的负方向进行调整,令 $U_k = W \cdot X_k$,可得训练误差的梯度表达式

$$\frac{\partial e_k}{\partial W} = \frac{\partial e_k}{\partial U_k} \cdot \frac{\partial U_k}{\partial W} = \frac{\partial e_k}{\partial \hat{Y}_k} \cdot \frac{\partial \hat{Y}_k}{\partial U_k} \cdot X_k \quad (10)$$

将 e_k 的表达式代入式(10)得到

$$\frac{\partial e_k}{\partial W} = -(Y_k - \hat{Y}_k) \cdot f'(U_k) \cdot X_k \quad (11)$$

最后按照梯度下降权值分配法则可得

$$W_{k+1} = W_k + \mu \left(-\frac{\partial e}{\partial W} \right) \Big|_{W=W_k} \quad (12)$$

式中, μ 是权重变化率,其取值区间为 $[0, 1]$,利用式(12)可以计算修改后的权值并再次训练,直至 e 收敛。

2 隧道安全风险评估及预警方法

2.1 评估思路与流程

隧道风险是一个抽象的概念,没有具体量化指标,因此可采用数学建模的方式对其进行描述,定量地评价隧道风险。隧道整体的风险源于施工过程中监测点的位移、沉降、变形等,监测点的安全状态一旦被破坏,整个隧道的风险指数随之升高,因此可先对监测点的安全状态作出初步评价,然后建立两者间的对应关系,进而评价隧道整体的安全状态。

隧道风险指数按观测期数进行评价,对于每一期监测数据,本文提出的隧道风险评估流程如图1所示,具体可归纳如下:

(1) 确定监测点的风险评估指标,指标的数值能够直接反映监测点当前的安全状态。

(2) 设置阈值和预警级别,并根据评估指标与阈值间的数学关系设计预警级别。

(3) 根据给定的评估指标阈值,计算监测点的风险指数。

(4) 建立单一监测点和隧道整体风险指数的量化关系,计算隧道整体风险指数。

(5) 根据隧道整体风险指数评判隧道施工的安全状态。

(6) 若发生预警,则将预警信息发布给监测人员,进而做出相应处理。

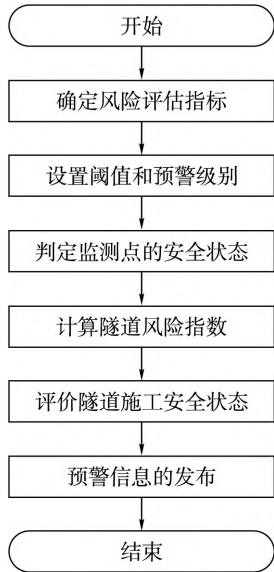


图1 隧道风险动态评估与反馈流程

2.2 评估指标与评估模型

本文选取监测点的当前变化量、累积变化量和变化率 3 个指标评判监测点的安全状态。监测点坐标当前的变化量可表示为本期观测值与上一期的差,差值为正表示增加,差值为负表示减少;累积变化量即为从第一期起算至当前观测期数为止所有当前变化量的总和;变化率反映了变化量随时间变化的快慢程度。

计算出上述三项评估指标的数值后,与阈值比较可以得到监测点的安全状态。设阈值大小为 P_0 , 3 个风险指标的真值为 P ,根据 P_0 和 P 的大小关系,可将监测点的安全状态分为 4 类,并赋予相应的风险指数数值,见表 1。具体描述为:

(1) 真值小于阈值,当前监测点为稳定状态,风险指数 0。

(2) 真值大于阈值且不超过阈值的 10%,该监测点为黄色预警状态,风险指数 10。

(3) 真值大于阈值的 10% 且不超过阈值的 30%,该监测点为橙色预警状态,风险指数 30。

(4) 真值超过阈值的 30%,该监测点为红色预警状态,风险指数 70。

表 1 风险指标不同取值下的监测点安全状态

	$P < P_0$	$P_0 \leq P < 1.1P_0$	$1.1P_0 \leq P < 1.3P_0$	$P \geq 1.3P_0$
监测点安全状态	稳定	黄色预警	橙色预警	红色预警
风险指数	0	10	30	70

对其作定权处理,权值的大小由风险指标对监测点状态评价的重要程度决定。最终得到单一监测点的风险指数 I 的表达式

$$I = \sum_{k=1}^n I_k W_k \tag{13}$$

式中, I_k 为监测点在第 k 个风险评估指标下的风险指数, W_k 为第 k 个风险评估指标的权重。对于一期观测而言,共有若干个控制点,所有的监测点均为独立观测,因此本期隧道整体的风险指数 R 可表示为所有监测点风险指数的均值,即

$$R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i \tag{14}$$

式中, I_i 为单一监测点的风险指数; n 为本期观测的监测点总个数; R 值的大小反映了当前隧道的风险情况。 R 值越高,风险越大, R 值随着观测期数增加不断发生变化,因此该模型能够动态的分析施工过程中的风险大小,这对于预防施工过程中的事故,保障施工安全具有重要的意义。

3 太湖隧道工程实例分析

3.1 工程概况

太湖隧道是苏锡常南部高速公路的重点工程之一,位于 CX-WX2 标段,全长 5410 m,从无锡下穿太湖通往常州方向。施工时采用明挖法,分仓逐段施工,每一仓的周围修建围堰,抽出湖水后,在露天的情况下从地表向下开挖基坑,最后进行土方回填。受地理环境影响,施工过程中极易发生围堰下沉、边坡位移、基坑失稳等问题,为持续监测三者的动态变形,现场在围堰、边坡、基坑上每隔若干米布设标靶球,通过三维激光扫描技术获取标靶球点云数据,计算出球心的坐标,并将该点作为后续变形分析的参考点。

3.2 试验数据与结果

为探究上述 3 种变形监测模型的拟合和预测效果,以施工现场围堰处 5 号监测点为例,选取 1~35 期数据建模,并作 5 期预测,计算平均绝对误差 MAE 和均方误差 MSE,结果如图 2、图 3 所示。数据结果表明,随着预测期数的增加,误差有明显的累积趋势。其中回归分析和 BP 神经网络预测精度相当,MAE 控制在 1 mm 以内,MSE 控制在 0.6 mm 之内。灰色模型的精度较差,这是由于本文使用的一阶形式,忽略了灰色系统中的其他有效信息。另外,第 1、2 期预测回归模型的精度稍优于神经网络,第 3、4、5 期 BP 神经网络逐渐发挥其在非线性系统中的预测优势,成为精度最优的预测模型,建议采用回归模

型作短期预测,使用 BP 神经网络作中长期预测。

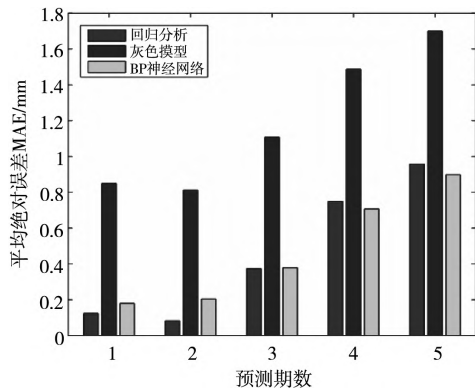


图2 不同变形监测模型预测的平均绝对误差

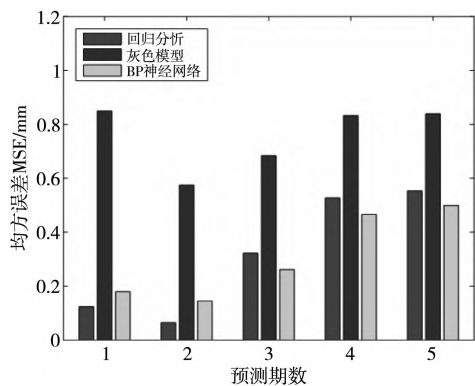


图3 不同变形监测模型预测的均方误差

为验证本文提出的预警方法效果,分别选取施工现场围堰、边坡、基坑 28 个监测点自 2020 年 6 月 14 日至 2020 年 10 月 10 日共 50 期观测数据进行测试,测试结果如图 4、图 5、表 2 所示。图表中数据表明,不同位置监测点发生的形变均能被有效检测,预警信息能够及时推送,预警成功率均在 96% 以上。其中,围堰上发生了最多的 141 次形变,预警成功率最高,这是由于围堰长期受到太湖湖水的挤压,监测点位置更容易发生较大偏移,相应的也更利于系统探测和作出反馈。

点名	观测日期	预警类型	预警原因	处理状态
NW030001	2019-05-14	黄色预警	当前形变量超过阈值 累计形变量超过阈值	● 已处理
NW030001	2019-05-16	橙色预警	当前形变量超过阈值	● 未处理
NW030001	2019-05-31	黄色预警	当前形变量超过阈值	● 未处理
NW030001	2019-06-14	黄色预警	当前形变量超过阈值	● 未处理

图4 隧道预警信息

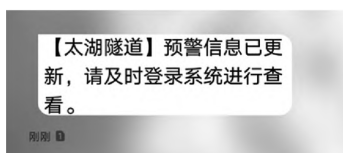


图5 预警信息推送

表2 预警成功率检测

监测点位置	监测点总数	实际发生形变的数量	系统检测数量	预警成功率/(%)
围堰	1440	141	138	97.9
边坡	1440	120	116	96.7
基坑	1400	102	99	97.1

4 结 论

本文结合太湖隧道工程实例,利用实测数据分析了几种常见变形监测模型的拟合和预测精度,得到使用回归模型作短期预测、使用 BP 神经网络作中长期预测的结论。同时基于监测点当前变化量、累积变化量、变化率 3 个风险评估指标建立了隧道动态风险评估模型,提出了一种隧道风险智能预警方法,预警信息能够及时推送至监测人员移动端,预警成功率达 96%,保证了施工的安全。

参考文献:

- [1] 黄声享,尹晖. 变形监测数据处理 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.
- [2] 黄涛. 基于 Azure 平台的信息推送系统设计与实现 [D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
- [3] 高洪,李凯,马全明,等. 移动三维激光测量系统在地铁运营隧道病害监测中的应用研究 [J]. 测绘通报, 2019 (8): 96-101.
- [4] 石传基,郭际明,席浩,等. 云技术下的隧道监测系统实现 [J]. 测绘科学, 2015, 40(8): 158-160.
- [5] 张军. 地铁隧道结构变形监测中几种关键技术研究 [D]. 武汉: 中国地质大学, 2013.
- [6] EINSTEIN H H, XU S, GRASSO P, et al. Decision Aids in Tunneling [J]. World Tunneling, 1988 (4): 157-159.
- [7] HYUN K C, MIN S Y, CHOI H, et al. Risk analysis using fault-tree analysis (FTA) and analytic hierarchy process (AHP) applicable to shield TBM tunnels [J]. Tunneling and Underground Space Technology incorporating Trenchless Technology Research, 2015, 49.
- [8] 周前国,周鸿源. 基于 ANP 的盾构施工风险模糊综合评价 [J]. 甘肃科学学报, 2019, 31(4): 100-108.
- [9] 马云东,孙佳君,王洪德. 基于 OWA-AHP 和熵权法的地铁运营安全风险风险评估 [J]. 大连交通大学学报, 2019, 40(4): 86-91.
- [10] 王景春,林佳秀,靳俊中. 基于改进 K-Means 聚类模型的公路隧道施工风险分析及其应用 [J]. 公路交通科技, 2019, 36(6): 58-64.

(责任编辑: 金 君)