张聚贤,刘伟.BP 神经网络算法考虑激活函数后对强震路基塌陷变形预测研究[J].地震工程学报,2019,41(2):406-411.doi:10.3969/j.issn.1000－0844.2019.02.406

ZHANG Juxian,LIU Wei.Use of a BP Neural Network Algorithm with Activation Function to Predict the Subgrade Subsidence and Deformation Induced by Strong Earthquakes[J].China Earthquake Engineering Journal,2019,41(2):406-411.doi:10.3969/j.issn.1000－0844.2019.02.406

BP 神经网络算法考虑激活函数后对强震路基塌陷变形预测研究

张聚贤[1], 刘 伟[2]

(1. 辽宁铁道职业技术学院, 辽宁 锦州 121000; 2. 东北大学, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 当前强震后铁路路基变形预测中,相关算法未能考虑激活函数的非线性属性,造成非线性变形特征数据提取不完整,且其特征数据存在偏差,陷入局部最优解。文章提出 BP 神经网络算法考虑激活函数后对强震路基塌陷变形预测方法,采用双极 S 因子补偿 ReLU 非线性激活函数,优化 BP 神经网络算法,解决非线性路基变形特征数据提取问题。利用数据标准化归一方法,对已修正提取的全部变形特征数据进行偏差数据归一,得到路基变形特征数据集合,结合强震后路基变形连接权值计算路基变形预测值,完成强震路基塌陷变形预测。结合实测结果,在 matlab 下进行预测实验,结果表明所提混合方法可以有效地对水平地震作用下铁路路基塌陷变形程度进行预测,且预测值在误差允许范围内,为铁路的安全运行以及实时维护提供重要依据。

关键词: 水平地震作用; 铁路; 路基塌陷; 变形程度预测

中图分类号: TP311 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000－0844(2019)02－0406－07

DOI:10.3969/j.issn.1000－0844.2019.02.406

Use of a BP Neural Network Algorithm with Activation Function to Predict the Subgrade Subsidence and Deformation Induced by Strong Earthquakes

ZHANG Juxian[1], LIU Wei[2]

(*1.Liaoning Railway Vocational and Technical College, Jinzhou 121000, Liaoning, China;*
2.Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China)

Abstract: In the current mode of railway subgrade deformation prediction after strong earthquakes, the algorithm fails to consider the nonlinear properties of the activation function, resulting in incomplete extraction of nonlinear deformation features and errors in the characteristic data. Based on this, the back-propagation (BP) neural network algorithm, incorporating the activation function, was proposed to predict the subgrade subsidence deformation after strong earthquakes. The nonlinear activation function of ReLU was compensated for by bipolar S factor, so as

收稿日期: 2018-08-13

基金项目: 辽宁省教育厅基金项目(L2015187)

第一作者简介: 张聚贤(1986－),男,安徽阜阳人,硕士,讲师,研究方向:铁道工程(路基方向)、教学改革。E-mail:ltyzjx@163.com。

to optimize the BP neural network algorithm and solve the problem of characteristic number extraction in nonlinear subgrade deformations. Using the data standardized normalization method, the deviation data of all the characteristic data extracted and corrected was normalized to obtain the subgrade deformation characteristic data set. The subgrade subsidence deformation after a strong earthquake could then be predicted. Combined with the measured results, the prediction experiment was carried out using Matlab. The results showed that the proposed hybrid method can effectively predict the deformation degree of railway subgrade subsidence under horizontal earthquake action, and the error of predicted value is within acceptable limits.

Keywords: horizontal seismic action; railway; subgrade subsidence; deformation degree prediction

0　引言

作为一种严重的自然灾害，地震因其自身的突发性、偶然性，经常会给人类的生命财产安全带来巨大的损害。例如 2008 年的 5·12 汶川特大地震和 2010 年的青海玉树地震。我国地处于环太平洋地震带与欧亚地震带间，也因此成为了世界上陆地范围内地震次数最多、灾害最为严重的国家之一[1]。我国地震灾害的主要特点是发生次数频繁、地质工程复杂、分散的区域广、震源相对较浅、破坏性较大、损害性较强等，因此也给铁路路基带来了巨大的损害。如果路基出现沉降或是塌陷情况，列车也无法安全的运行，导致铁路交通的运行被迫中断，救灾物资无法顺利送到灾区，给灾区带来二次损害。因此，在水平地震作用下对铁路路基塌陷变形程度进行预测便具有重要意义。

对水平地震作用下铁路路基塌陷变形程度进行预测是保证列车正常安全行驶的有效手段。目前我国国内也有了一定的研究。文献[2]给出马尔可夫残差修正模型，首先应用灰色预测模型对未来的沉降变形进行预测，然后用马尔可夫过程对预测结果进行修正，但是该模型没有对非线性数据进行线性回归。文献[3]介绍了膨胀土路基湿胀变形计算的方法，分析了膨胀土路基自身平衡含水率的预估方式，提出了膨胀土路基刚度补偿设计的措施，从而避免路基变形破坏现象的发生，但该方法未考虑到非线性变形数据特征的提取，结果稍差。

针对以上问题，本文提出了 BP 神经网络算法。该方法考虑激活函数后对强震路基塌陷变形进行预测。通过添加非线性激活函数改进 BP 神经网络算法，实现强震路基塌陷变形的预测研究。

1　BP 神经网络算法的 ReLU 函数优化

BP 神经网络凭借其较强的大规模协调处理能力以及较强的学习能力等优点，能够更好地模拟人的思维，将其应用到复杂的实际问题中[4]。但 BP 神经网络的计算中算法的激活函数仅具有线性特征，那就意味着该算法只具有线性表达能力，且只表现隐藏层的线性网络。故此，BP 神经网络算法需要考虑添加非线性激活函数，以优化 BP 神经网络在应用中的全局最优的人工智能属性。单一的采用 BP 神经网络算法对水平地震作用下铁路路基塌陷数据进行处理会导致监测数据的变形特征抓取有限，从而不能对非线性监测数据进行人工智能分析，存在局部最优解问题。因此采用考虑激活函数的 BP 神经网路算法，处理水平地震作用下铁路路基塌陷的实测数据资料，进而预测路基的整体塌陷变形程度[5-6]。

采用常规的激活函数 Sigmod 和 tanh 时，将修正单元表述为[0,1]，会出现输入值≤0，输出值≥1 的情况，该种情况为梯度消失和梯度爆炸。因此根据算法的需求，在神经网络的神经元序列中添加线性修正单元 ，即 ReLU 函数。ReLU 函数是以斜坡函数及其变种为代表的非线性函数。其计算表达式为：

$$f(x)=\max(0,x) \tag{1}$$

在 BP 神经网络计算中，其神经元上带有的激活函数为线性整流，而神经元的线性数值来自于上一层的输入向量 x，其输出值的计算为：

$$\max(0,w^{T}x+b) \tag{2}$$

式(2) 中 $w^{T}x+b$ 为神经网络算法中定义的神经元的线性变换，也就是强震后路基变形数据修正单元。为了满足 BP 神经网络的全局优化的人工智能属性，需要在 ReLU 函数所在的原始感知机(神经元)上添加双极 S 因子，解决 ReLU 函数在计算过程中可能出现输出值不是以 0 为中心，从而导致神经元不被激活的问题。该问题若出现在地震作用下铁路

路基塌陷变形程度预测过程中，将存在非线性监测数据伴随着神经元不被激活的状态，导致非线性路基变形数据不能被算法标记。采用双极 S 因子对 ReLU 函数进行优化，将其应用于神经网络的数据处理中，其中选取的双极 S 因子补偿 ReLU 非线性激活函数，对强震后路基变形数据的线性特征提取公式为[7]：

$$f(x)=\frac{2}{1+e^{-\alpha x}}-1\ (-1<f(x)<1) \tag{3}$$

补偿后的非线性函数对强震后路基变形数据的非线性特征提取公式为：

$$f'(x)=\frac{2\alpha e^{-\alpha x}}{(1+e^{-\alpha x})^2}=\frac{\alpha[1-f(x)^2]}{2} \tag{4}$$

上述公式中，$f(x)$ 为双极 S 因子补偿后的线性特征提取公式；$f'(x)$ 为补偿后的非线性特征数据提取公式；e 为塌陷影响指数；α 为激活系数，$-\alpha x$ 为补偿系数。将以 ReLU 函数形式代表的激活函数用于非线性数据的修正，再通过数据归一化处理，消除同种数据的差异性后，对预测路基主体震害连接权值进行计算，并对权值进行分级评价，根据评价结果实现路基变形的高精度预测，保证预测结果的准确度[8-9]。

2 基于改进 BP 神经网络的强震下路基塌陷

采用激活函数优化后的 BP 神经网络算法对强震环境下的路基塌陷变形进行预测，需要根据所采集的监控数据进行数据偏差度归一化处理，从而消除数据的偏差度。所提算法的整体计算流程如图 1 所示。

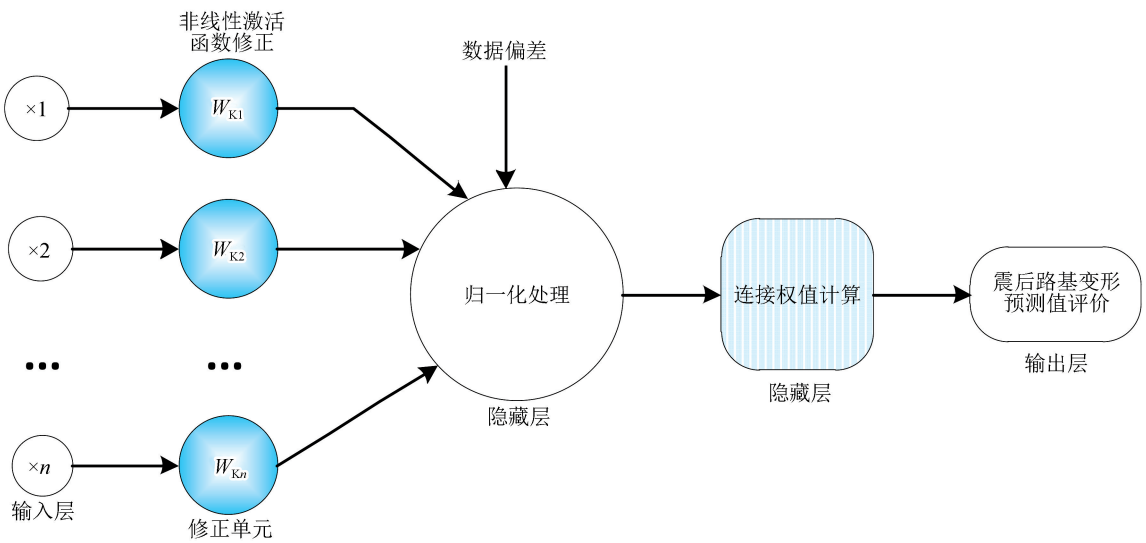

图 1 BP 神经网络算法考虑激活函数后对强震路基塌陷变形预测的整体计算流程

Fig.1 Overall calculation flow for predicting the subgrade subsidence and deformation induced by strong earthquakes using the BP neural network algorithm with activation function

2.1 预测数据偏差归一化修正处理

虽然根据激活函数增加了强震后路基非线性变形特征数据的提取，但由于输入的特征数据单位可能会存在不同，范围较大的数据在进行处理时也会出现输出结果偏大、其他的结果偏小的情况，但所激活的函数值域又必须同目标数据的映射匹配，因此在激活函数修正之后，需要采用数据标准化归一方法，求出缩放规则，对样本数据再进行归一化处理，将输入的数据与输出得到的样本数据都映射到[0，1]或[−1，1]或更小的区间内[10]。例如，神经网络的输出层激活函数值域为(0，1)时，神经网络的输出也只能在(0，1)范围内，因此需要将数据归一化到(0，1)区间。将线性修正后的路基变形特征数据带入归一化转换函数公式内求出缩放规则为：

$$m=\frac{x-\min}{\max-\min} \tag{5}$$

根据所求出的缩放规则，将所有数据的格式进行归一，这种属性值越高越有助于准确预测[11]，x_{ij} 代表第 i 层第 j 个路基变形特征数据属性，对数据元素进行属性归一。

$$X_p=\frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^{m}x_{ij}} \tag{6}$$

采用优化后的 BP 神经网络算法对 X_p 逐一对输入、输出数据元素进行取代，归一化后的特征数据

集合 P：

$$P=(X_{ij})_{mn} \tag{7}$$

通过式(7)可以得知归一化后强震后路基变形数据特征集合。通过对该特征集合进行加权计算，求出强震后路基变形连接权值，再对其进行评价最终得出变形预测结果。

2.2　强震后路基变形连接权值计算和评价

为完成强震路基塌陷变形预测研究，需要根据地震水平，结合考虑激活函数的 BP 神经网络算法求出其路基变形数值。虽然在特征数据偏差归一后进行连接权的计算，但计算本身仍然存在误差，因此结合深度学习算法和混合算法在计算预测路基主体震害连接权值中，需要考虑水平地震力，依据《公路工程抗震设计规范》(JTJ044-89)，给出水平地震力的计算公式为 $E=C_Z K_h G C_i$，其中，C_Z 为地震综合影响系数；K_h 代表水平地震系数；G 代表铁路路基计算土体的重力；C_i 代表重要性修正系数。

将 BP 神经网络结合深度学习算法，该混合算法通过调节预期铁路路基塌陷变形程度输出和仿真输出之间的差值来调节连接权值，其关系式为：

$$W_{ij}(n+1)=W_{ij}(n)f(x)+vE(p_i-r_i) \tag{8}$$

式中：W_{ij} 表示塌陷变形网格神经元 j 到神经元 i 的连接权值；v 代表深度学习速度常数；p_i 代表第 i 次强震后已经归一化的特征数据集合。r_i 代表塌陷变形网格神经元 i 的期望输出和实际输出，E 由水平地震力的计算公式求出。

依据期望输出值和实际输出值的差距，动态调整连接权值的大小[12]，主要步骤为：

(1) 确定激活函数形式，并输入归一化后的特征数据区间(x_i，p_i)；

(2) 基于考虑激活函数的 BP 神经网络方法计算预期铁路路基塌陷变形程度数值；

(3) 求出实际输出与期望输出之间的偏差 $d=p_i-r_i$，确定偏差的规定范围；

(4) 依据偏差动态调节权矩阵；

(5) 重复以上步骤，直到期望值与实际值之间的偏差不超过规定范围。

使用 BP 神经网络算法预测路基塌陷变形程度时，产生的数据信息分为正向传递与误差的反向传播。信号进行正向传递时，每一层的神经元都会向下一层发送传递信号，采集到的数据值则会依次由输入层传递到输出层。不过，在实际预测到的结果与预期结果存在误差时，信号就会出现反向传播，将存在的误差沿着原路线进行反向传播，即上述步骤中的步骤(5)，重复步骤，以动态调节连接权值，直到达到预期的输出结果，这将大大减少预测误差，提高预测精度。整体的流程如图 2 所示。

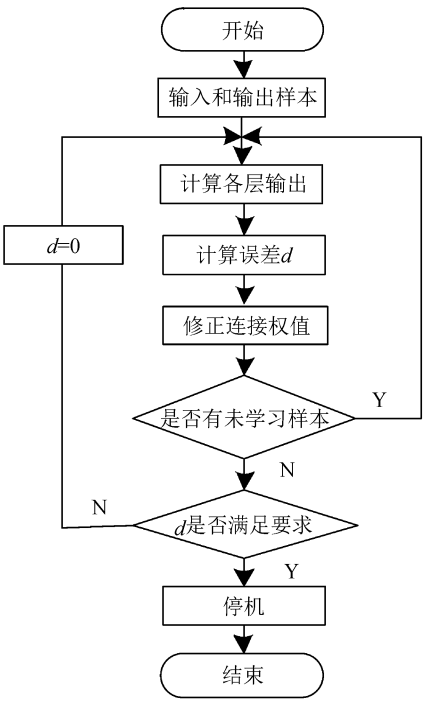

图 2　强震后路基变形连接权值计算流程

Fig.2　Calculation flow of connection weight of subgrade subsidence after strong earthquake

假设输入的路基塌陷变形数据没有属性偏好[13-14]，设置不同属性权重：

$$w_j=d_j/\sum_{j=1}^{n}d_j \tag{9}$$

使用算术加权平均算子对评价值进行计算，其最终预测值 $U_i^{\text{final}}(X_{i1},X_{i2},\cdots,X_{in''})$ 可以求解为：

$$U_i^{\text{final}}(X_{i1},X_{i2},\cdots,X_{in''})=\sum_{j=1}^{n}w_jX_{ij},\forall j \tag{10}$$

由于所有格式的数据都被转化为属性值，而属性都被转化为变形预测值，则 U_i^{final} 的值越低，对水平地震作用下铁路路基塌陷中心 A_i 的变形程度预测结果越好。

2　实验及结果分析

2.1　实验一

本文以 2008 年汶川地震中受到水平地震作用的铁路路基观测周期为 3 个月的塌陷变形检测数据为例，使用电子水准仪进行变形监测，获得 25 组监测数据。将前 17 组数据作为基本输入数据，将后 8 组数据作为实验对比组。设路段序号为 1～8，其整体剖面如图 2 所示，不同序号的实际情况如表 1 所

示。在 Matlab 环境下，设隐含层节点个数为 12，深度学习速率 0.01，学习次数为 5 万次。

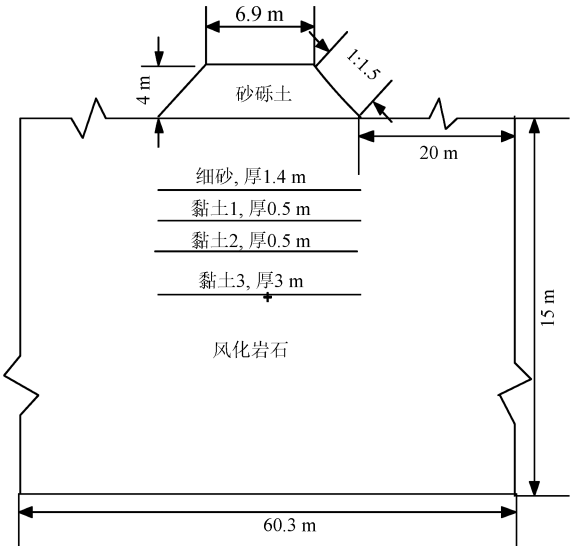

图 3 铁路实验路段路基剖面图

Fig.3 Subgrade profile of the experimental section of the railway

表 1 测试路段的实际情况

Table 1 Actual situation of the test section

序号	路基高度/m	上限深度/m	上限以上平均地温/℃
1	4.2	1.69	−3.6
2	3.9	1.76	−1.63
3	3.7	1.8	0.31
4	4.2	1.69	1.20
5	4.2	1.02	1.69
6	3.56	0.98	2.02
7	4.2	1.52	−1.83
8	4.2	1.69	−2.54

利用本文所提方法与文献[2]及文献[3]中方法进行对比，其实测值与仿真预测值结果如图 3 所示。

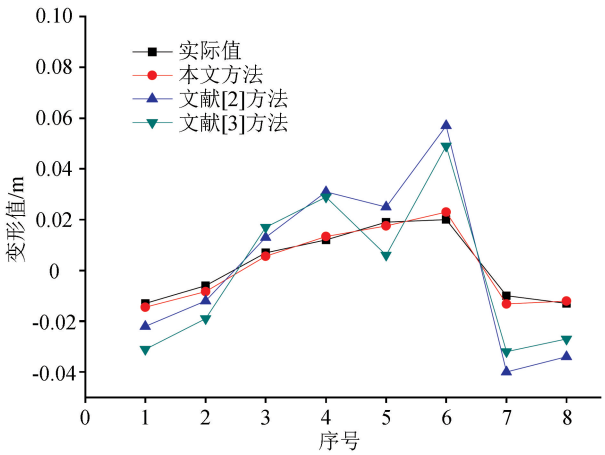

图 4 实际值与不同方法预测的变形值对比

Fig.4 Comparison between actual deformation value and predicted values by different methods

由图 3 可以看出，本文所提基于 BP 神经网络结合深度学习的混合算法对水平地震作用下铁路路基塌陷变形值的预测结果与实际结果基本吻合，而其他两种方法的预测结果明显偏离实际值。且本文预测值的最大误差在 15%之内，基本满足对预测精度的要求，表明所提混合算法对水平地震作用下铁路路基塌陷变形程度的预测结果具有较高的准确度。

由图 4 可知序号 6 地段的塌陷变形值最为明显，由此，选择该地段作为研究对象，考察不同方法的塌陷程度预测随时间的关系。

其中，不同方法的塌陷程度变形值随水平地震作用时间的关系如图 5 所示。

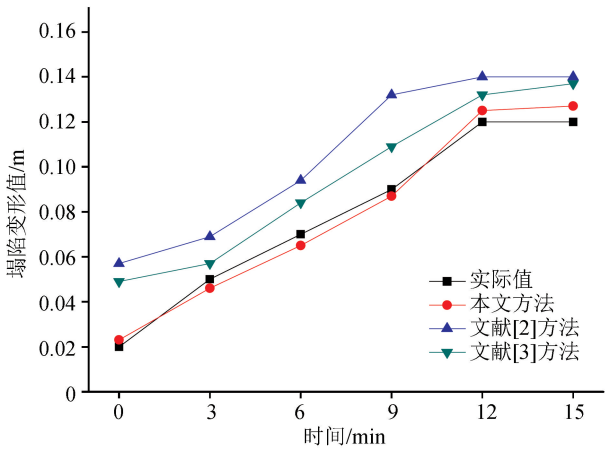

图 5 塌陷程度变形值随时间的关系图

Fig.5 Change of collapse deformation value over time

由图 5 看出，在测定相同地段塌陷变形值随时间的变化程度中，本文所提方法始终最接近实际值，证明本文方法具有一定的稳定性以及实际应用性，误差较小，可以有效保证水平地震作用下的预测精度，为维护铁路路基的安全提供一定的保障。

2.2 实验二

选取某废弃铁路路基作为研究对象，在路基顶部人为地制造振动，以模拟水平地震作用，造成路基土洞塌陷。实时监测路基的塌陷变形情况，直至最终形成路基表面地表塌陷。具体路基塌陷变形情况如图 6 所示。

由实际监测时发现，塌陷应变中部变形要大于两边，以塌陷中间部位作为研究对象，考察不同方法预测塌陷变形情况下的应变值，如图 7 所示。

由图 7 可以看出，在模拟水平地震作用的条件下，不同方法对铁路路基塌陷变形中的应变变化预测中，本文所提方法的应变预测结果最接近实测值。且在观察实验结果中发现，路基塌陷呈现漏斗形，所

以在塌陷土壤上方的塌陷尺度要略大于塌陷土洞顶板直径。而文献[2]与文献[3]中所提方法的应变预测值与实际值存在偏差。实验结果与实验一中的结果相对应，均证明了所提方法的预测精度较高，具有一定的实用性。

图 6　铁路路基塌陷变形情况

Fig.6　Collapse deformation of railway subgrade

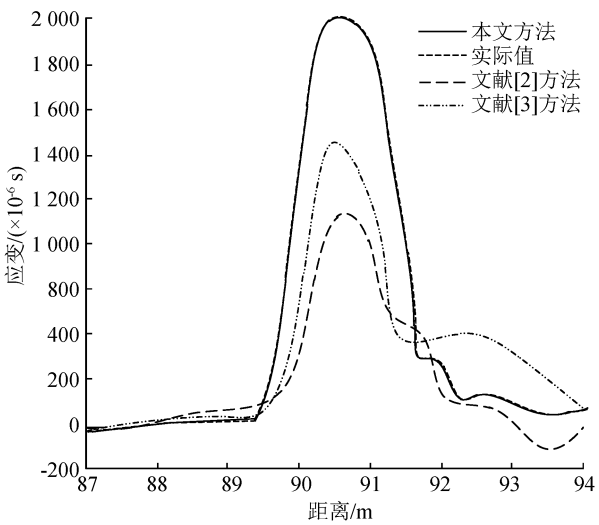

图 7　不同方法预测的应变变化图

Fig.7　Change of strain predicted by different methods

3　结论

水平地震作用会严重影响铁路路基的稳定性与可靠性，危害铁路安全。提出 BP 神经网络算法考虑激活函数后对强震路基塌陷变形预测方法，用于水平地震作用下的铁路路基塌陷变形程度预测。文章做了以下研究：

（1）采用双极 S 因子补偿 ReLU 非线性激活函数，从而优化 BP 神经网络算法。

（2）修正后的铁路路基变形特征数据采用数据标准化方法对其进行偏差度的处理。

（3）为防止计算中产生的计算误差以及防止算法陷入局部最优化，采用加权平均法对特征集合进行寻优评价。

（4）实验发现，所提混合方法可以有效对水平地震作用下的铁路路基塌陷变形程度进行预测，预测值在误差允许范围内，为铁路的安全运行以及实时维护提供重要依据。

所提方法能够满足现行阶段强震后铁路路基变形预测，但该方法尚未在实践中进行应用，实践性能还需要进行根深一步研究。

鉴于论文篇幅所限，完成时间有限，有关详细的技术环节，恕在此不做更多地详述，有兴趣的读者可与作者联系讨论。作者水平有限，文中错误难免，望请阅者给予批评指正。

参考文献(References)

[1]　褚宇光，王海波.某既有铁路岩溶路基塌陷原因分析及整治[J].高速铁路技术，2017，8(1)：86-90.
ZHE Yuguang，WANG Haibo.Cause Analysis and Remediation of Subsidence in an Existing Railway Karst Subgrade[J].High Speed Railway Technology，2017，8(1)：86-90.

[2]　靳鹏伟，何永红，陈青海.马尔可夫残差修正模型的高铁路基变形预测[J].测绘科学，2017，42(7)：84-88.
JIN Pengwei，HE Yonghong，CHEN Qinghai.Deformation Prediction of High Speed Railway Subgrade Based on Markov Besidual Error Correction Model[J]. Science of Surveying and Mapping，2017，42(7)：84-88.

[3]　邱晓沛.公路膨胀土路基变形预测与控制方法[J].山西建筑，2017，43(14)：152-153.
QIU Xiaopei.On Roadbed Deformation Prediction of Road Expansive Soil and its Controlling Methods[J].Shanxi Architecture，2017，43(14)：152-153.

[4]　王培鑫，周顺华，狄宏规，等.基坑开挖对邻近铁路路基变形影响与控制[J].岩土力学，2016，22(1)：469-476.
WANG Peixin，ZHOU Shunhua，DI Honggui，et al.Impacts of Foundation Pit Excavation on Adjacent Railway Subgrade and Control[J].Rock and Soil Mechanics ，2016，22(1)：469-476.

[5]　万梁龙，陈福全，邹维列.岩溶塌陷影响下加筋路基承载机理研究[J].长江科学院院报，2017，34(2)：56-62.
WAN Lianglong，CHEN Fuquan，ZOU Weilie.Mechanisms of Load Transfer in Geosynthetic-reinforced Embankments Subjected to Localised Karst Collapse[J].Journal of Yangtze River Scientific Research Institute，2017，34(2)：56-62.

[6]　谷琪，王家鼎，司冬冬，等.不同含水率下黄土冻融循环对湿陷性影响探讨[J].岩土工程学报，2016，38(7)：1187-1192.
GU Qi，WANG Jiajing，SI Dongdong，et al.Effect of Freeze-Thaw Cycles on Collapsibility of Loess under Different Moisture Contents[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering，2016，38(7)：1187-1192.

（下转第 475 页）

Seismographs before the May 12 Wenchuan Earthquake, Sichuan, China"[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2009, 52(2): 584-589.

[17] 王新胜，贾路路，王阅兵，等.于田 M_S7.3 级地震前的重力扰动[J].大地测量与地球动力学，2014.34(4)：60-63.
WANG Xinsheng, JIA Lulu, WANG Yuebin, et al. The Gravity Disturbance Signals before Yutian M_S7.3 Earthquake[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2014, 34(4): 60-63.

（上接第 411 页）

[7] 周辉，王文青，赵峰，等.基于 Android 的跨断层测距记簿程序的开发[J].现代电子技术，2017，40(1)：17-19.
ZHOU Hui, WANG Wenqing, ZHAO Feng, et al. Development of Cross-Fault Range Finding Record Program Based on Android[J]. Modern Electronics Technique, 2017, 40(1): 17-19.

[8] 王子珺，赵伯明.高速铁路地震预警 P 波与 S 波复合自动快速识别的理论方法与应用[J].中国铁道科学，2016，37(4)：121-127.
WANG Zijun, ZHAO Boming. Theatrical Method and Application of Auto-Rapid P and S Waves Recognition in Earthquake Early Warning for High Speed Railway[J]. China Railway Science, 2016, 37(4): 121-127.

[9] 李拴虎，陈立峰，姚远，等.现代地震预警系统中的时间延迟效应分析[J].地震工程学报，2017，39(4)：790-796.
LI Shuanhu, CHEN Lifeng, YAO Yuan, et al. Analysis of the Time Delay Effect in Modern Earthquake Early Warning Systems[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2017, 39(4): 790-796.

[10] 张家田，赵红伟，严正国.一种姿态自校正无线网络地震传感器的设计[J].现代电子技术，2017，40(8)：137-140.
ZHANG Jiatian, ZHAO Hongwei, YAN Zhengguo. Design of a Wireless Network Seismic Sensor with Posture Self-Correction[J]. Modern Electronics Technique, 2017, 40(8): 137-140.

[11] 杨庆刚，孙明，倪小东，等.超浅埋隧道下穿铁路引起变形敏感度数值分析[J].现代隧道技术，2017，54(3)：112-119.
YANG Qinggang, SUN Ming, NI Xiaodong, et al. Numerical Analysis of the Sensitivity of Deformation Caused by a Super Shallow-Buried Tunnel Passing under an Existing Railway[J]. Modern Tunnelling Technology, 2017, 54(3): 112-119.

[12] 于来波.高速铁路路基常用沉降变形监测方法探究[J].黑龙江科学，2016，7(19)：72-73.
YU Laibo. Research on Common Settlement and Deformation Monitoring Method for High-Speed Railway Subgrade[J]. HEILONGJIANG SCIENCE, 2016, 7(19): 72-73.

[13] 崔伟，吕高航，刘春阳.高速公路拓宽新路基差异沉降计算分析[J].科学技术与工程，2017，17(34)：326-331
CUI Wei, LÜ Gaohang, LIU Chunyang. Computational Analysis of Differential Settlement on New Subgrade in Express Way Widening[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(34): 326-331.

[14] 李健，杨梅.高填路堤边坡失稳机理与处治措施分析[J].中国安全生产科学技术，2016，12(10)：113-117.
LI Jian, YANG Mei. Analysis on Failure Mechanism and Treatment Measures of High-filling Embank-ment Slope[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2016, 12(10): 113-117.