

文章编号: 1007-2993(2024)05-0527-06

基于深度学习的道路自动化监测系统 及其应用研究

柳士伟¹ 王荣² 张同虎³ 吴回国⁴

(1. 空军后勤部工程代建管理办公室第一代建项目部, 江苏南京 210018; 2. 空后代建办第一代建部计划发包室, 江苏南京 210000; 3. 灌南县水利局, 江苏连云港 222500; 4. 河海大学, 江苏南京 210024)

【摘要】 在道路施工监测中, 传统的监测方法效率低, 无法实时连续准确地预测土体变形。提出一种集成人工智能技术的道路自动化监测系统, 该系统由实时物联网系统和数据处理系统组成。实时物联网系统包括双压力传感器埋入式沉降仪、数据采集系统和网络传输系统; 数据处理系统则利用深度学习算法对实测数据进行训练, 实现土体变形的预测。介绍了该监测系统的构成和工作原理, 通过现场试验对该监测系统进行验证, 将双压力传感器埋入式沉降仪的数据与沉降板的数据进行对比分析, 结果显示两者之间的误差仅为 6.7%, 表明自动化监测仪器在道路施工监测中具有高精度。同时, 现场试验结果还证明了基于深度学习算法的变形预测方法能够准确地对道路施工过程中的土体变形进行预测, 其预测最大误差仅为 5.3%。

【关键词】 道路自动化监测; 人工智能; 物联网; 深度学习; 土体变形

【中图分类号】 U415

【文献标识码】 A

doi: 10.3969/j.issn.1007-2993.2024.05.004

Road Automation Monitoring System Based on Deep Learning: an Application Research

Liu Shiwei¹ Wang Rong² Zhang Tonghu³ Wu Huiguo⁴

(1. Air Force Logistics Department Engineering Construction Management Office First Construction Project Department, Nanjing 210018, Jiangsu, China; 2. First Generation Construction Department Plan Contracting Office of the Air Force Logistics Department Engineering Construction and Management Office, Nanjing 210000, Jiangsu, China; 3. Guannan County Water Resources Bureau, Li-anyungang 222500, Jiangsu, China; 4. Hohai University, Nanjing 210024, Jiangsu, China)

【Abstract】 Traditional monitoring methods are inefficient and cannot predict soil deformation in real-time and continuously with accuracy in road construction. A road automation monitoring system integrated with artificial intelligence technology was proposed. The system consists of a real-time Internet of Things (IoT) system and a data processing system. The real-time IoT system includes embedded settlement instruments with dual pressure sensors, a data acquisition system, and a network transmission system. The data processing system utilizes deep learning algorithms to train the measured data to predict soil deformation. The composition and working principles of the monitoring system was introduced. The system was validated through on-site experiments. By comparing the data from the dual pressure sensors in the embedded settlement instruments with the data from settlement plates, the results show that the error between the two is only 6.7%. This indicated that the automated monitoring instrument has high precision in road construction monitoring. On-site experimental results also prove that the deformation prediction method based on deep learning algorithms can accurately predict soil deformation during the road construction process, with a maximum prediction error of only 5.3%.

【Key words】 road automation monitoring; artificial intelligence; Internet of Things (IoT); deep learning; soil deformation

0 引言

沿海地区分布着大量淤泥质软土, 许多道路建在软土地基上, 容易引发沉降变形等地质灾害。传统监测方法需要耗费大量人力, 并且无法连续测量, 因

此实现道路施工和运营期间的自动化监测成为确保工程安全和道路良好运营的关键。

在岩土工程领域, 自动化监测土体是确保工程安全的关键。谭捍华^[1]发现时域反射法(TDR)与固

定式测斜仪相结合的自动化监测手段, Xu 等^[2]建立了基于光纤光栅倾斜传感器的自动监测方法。殷建华等^[3]则基于边坡工程开发了监测系统,并介绍了该系统的仪器选择、技术要求、仪器集成方法和监测数据处理等内容。随后,学者们提出了一些用于边坡监测具有可视化功能的自动化监测系统,具有高精度、自动化、连续性监测等优势^[4],可以实时监测边坡土体的各种性质的变化^[5-10]。此外,通过对自动化监测数据进行分析,并将相关算法嵌入系统中,可以计算土体的安全性^[11],并对土体的变形进行预测^[12],从而实现一定的预警功能。然而,在道路工程领域,自动化监测系统的应用相对较少。目前的预测算法大多仍然采用传统的理论计算方法^[13],或者通过分析监测数据以获取道路变形的规律^[14-15]。然而,这些方法在施工过程中对土体的变形预测能力有限^[16]。尽管人工智能技术以其强大的非线性特征提取能力在岩土工程领域得到了一定的应用,但在道路变形预测的自

动化监测系统中的应用仍相对有限^[17-18]。

针对现有道路施工监测技术的不足,本文提出了一种集成人工智能技术的道路自动化监测系统。该系统由实时监测物联网系统和基于深度学习的变形预测系统组成。实时监测物联网系统包括双压力传感器埋入式沉降仪、数据采集系统和网络传输系统。通过现场试验,验证了双压力传感器埋入式沉降仪的准确性,以及基于人工智能技术的道路变形预测算法的精度。

1 自动化监测系统

1.1 系统组成

自动化检测系统包括实时监测物联网系统和数据处理系统(见图1)。实时监测物联网系统由双压力传感器埋入式沉降仪、数据采集系统和网络传输系统组成。数据处理系统部署在服务器上,利用深度学习算法对实测数据进行训练,实现对土体变形的预测。

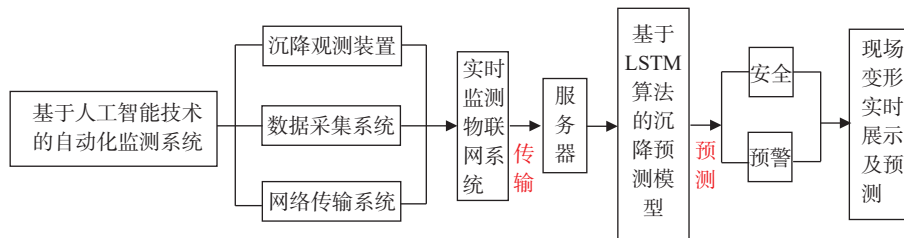


图1 系统组成

1.2 自动化沉降监测装置

本研究采用双压力传感器埋入式沉降仪进行沉降监测^[19]。该沉降仪的原理见图2,主要由竖向密闭管、基准传感器和路基传感器组成。竖向密闭管由构成其主体的PVC管以及顶端的进水阀门和抽气阀门组成。该仪器利用连通器的原理,以竖向密闭管内的液面位置作为基准点,而路基传感器则埋设于沉降区域。通过分别测量基准传感器和路基传感器位置

处产生的液体压力变化,从而将土体的沉降测量转化为密闭系统内液压变化的测量。通过现场试验,证明了该沉降仪的可行性和实用性。相对于传统的水准仪监测方法,双压力传感器埋入式沉降仪具有更高的抗干扰能力,无需频繁人工操作,提高了监测效率,同时避免了在道路上设置观测点对交通通行和人身安全的不利影响。

1.3 实时监测物联网

本研究建立了一个物联网监测系统,沉降观测装置采集数据后通过数据线传输到测点旁的数据采集系统。为了保证数据的稳定传输,监测数据经由混合数据传输网络传送(见图3)。混合传输网络由 Zigbee 网络与 WIFI 无线网络两部分组成。Zigbee 技术基于 IEEE 802.15.4 协议,是一种适用于短距离低功耗通信的无线技术。Zigbee 网络用于现场区域的数据传输,将 Zigbee 协调器、路由器和终端设备与串行端口相连,以连接串行数据传输网络并建立 Zigbee 网络。Zigbee 网络传输的数据通过转化接口完成信号形式转换后经网络转发装置由 WIFI 网络

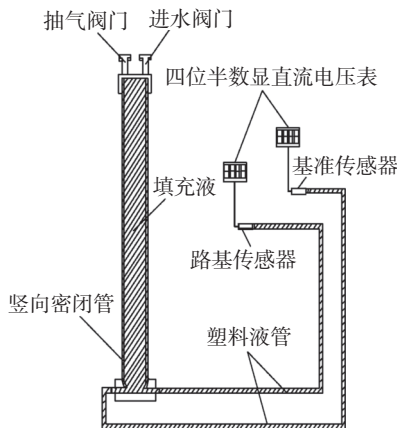


图2 双压力传感器埋入式沉降仪的结构示意图^[16]

完成长距离数据传输, 增强数据传输过程中的抗干扰性。

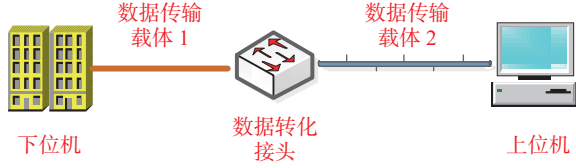


图3 数据传输网络的物理组成示意图

为了简化现场搭建步骤并提高效率, 将无线协调器、数据传输单元(DTU)和定时器进行集成, 以实现串行数据网络和无线网络之间的数据转换(见图4)。为了降低能量消耗并延长工作时间, 在无线定时盒子中添加了定时设备, 其电源由外部太阳能电板提供。在进行测量工作之前, 将电源线连接到下位机的激励电源接口, 并将信号线连接到下位机的信号输出接口。在测量过程中, 无线定时盒子按照预定的定时规则进行开启。开启后, 盒子通过无线协调器将下位机信号转换并发送到上位机, 从而实现数据的网络传输。

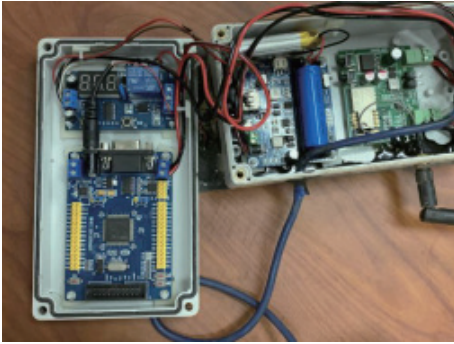


图4 数据采集与传输集成装置内部图

1.4 基于 LSTM 算法的变形预测算法

在岩土工程领域, 基于深度学习方法的时序算法已经初步应用, 并在本研究中采用了 LSTM 算法的结构。如图5所示为 LSTM 单元结构图, 其计算过程如下: (1) 首先利用上一时刻的外部状态 H_{t-1} 和当前时刻的输入 x_t , 计算得到三个门 I_t , F_t 和 O_t 以及候选细胞状态 \tilde{C}_t ; (2) 利用得到的输入门 I_t 、遗忘门 F_t 更新记忆单元 C_t ; (3) 结合输出门 O_t 将内部变量传输到当前时刻的输出 H_t 。

其中 LSTM 单元的具体的计算公式如下:

$$I_t = \sigma(W_i x_t + U_i H_{t-1} + b_i) \quad (1)$$

$$F_t = \sigma(W_f x_t + U_f H_{t-1} + b_f) \quad (2)$$

$$O_t = \sigma(W_o x_t + U_o H_{t-1} + b_o) \quad (3)$$

$$C_t = F_t \odot C_{t-1} + I_t \odot \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$H_t = O_t \odot \tanh(C_t) \quad (5)$$

式中: x_t 为当前的输入数据; H_{t-1} 为前一时刻隐藏层的输出; I_t , F_t 和 O_t 分别为输入门、遗忘门和输出门; W 为不同门控单元的权重系数矩阵; U 为不同门控单元隐层前一时刻的权重; b 为不同门控单元的偏置项; σ 是 sigmoid 激活函数; C_{t-1} 为前一时刻的状态记忆; C_t 为当前时刻的记忆; 双曲正切激活函数用 \tanh 表示; \odot 为向量元素的乘积; H_t 为隐藏层在当前时刻的输出; \tilde{C}_t 为候选细胞状态。

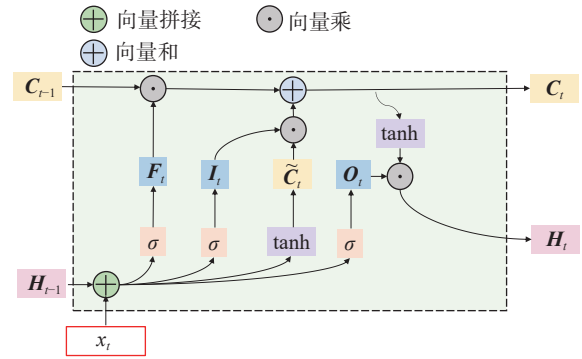


图5 LSTM 单元结构图

研究采用 LSTM 模型对土体变形规律进行建模。首先使用前 10 天的数据进行模型训练, 并在自动化监测期间, 通过选择自动化监测数据对深度学习模型进行定期重新训练, 以便对后续一天土体变形的准确预测。数据在训练之前进行了样本的归一化处理, 归一化方式为 Min-Max 归一化。模型训练利用了 PyTorch 深度学习库, 并在服务器的 NVIDIA1650 显卡中进行训练, 在训练过程中, 为了防止过拟合, 使用了 dropout 方法。此外, 计算模型的结构和超参数选取见表 1。

表 1 模型结构及超参数

模型细节	值
优化器	Adam
损失函数	MSE
批量大小	16
Epoch	500
学习率	0.01

2 工程应用

2.1 工程概况

开展现场试验的万松东路延伸工程位于浙江省温州市瑞安市境内。该工程全长约 4.64 km, 标准路幅宽度为 60~70 m, 路基宽度为 76 m, 采用双向 8 车道(包括辅道)。该路段是城市的主干道, 设计车速为 50 km/h。在路面至路基结构方面, 按照顺序为:

18 cm 沥青混凝土层、35 cm 水泥稳定碎石层、15 cm 级配碎石层、80 cm 统渣垫层以及路基层。路基层采用塘渣分层回填,而在一般路段的路基碾压过程中采用蓝派冲击碾压法。

2.2 监测布点

根据《公路软土地基路堤设计与施工技术细则》,结合该工程的现场施工情况,选择试验路断面及点位布设位置(见图6)。在这些点位中,双压力传感器埋入式沉降仪将被安装于土基中,并且依靠文献中介绍的方式进行埋设^[19]。其数据的采集、传输依靠1.3节的实时监测物联网实现,其采样频率为2 h工作一次,每次工作1 min。在图中,断面1和断面2之间的间距约为150 m。在每个断面的道路右侧幅宽上设置了A、B、C三个沉降观测点,并在这些点位上埋设了双压力传感器埋入式沉降仪,用于进行沉降观测。另外,在A测点附近还同时埋设了沉降板作为对照,以便与双压力传感器埋入式沉降仪的数据进行对比,以确保自动化监测数据的准确性。

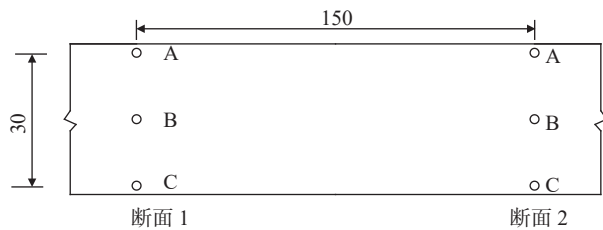


图6 观测点平面布置图(单位:m)

2.3 数据分析

断面1各测点沉降随时间的变化曲线见图7,可以看出,在施工开始阶段,发生了较大的突变沉降,这是由于在这一天对该断面及其周围区域进行了冲击碾压。接下来15 d内,沉降曲线的斜率较大,说明沉降量增加较快。随着时间的推移,沉降速率逐渐减小,曲线逐渐趋于水平。在碾压后的90 d至105 d期间,测点平均沉降量仅约为2.8 mm。其中在30 d时,由于在C测点其基准传感器被施工破坏,所以后续没有数据。双压力传感器埋入式沉降仪和沉降板的结果显示,在碾压后,两条累计沉降曲线的变化趋势基本一致。其中双压力传感器埋入式沉降仪的曲线显示的沉降略小于沉降板的曲线,造成这种差异的原因是两种测量仪器埋设深度不同,沉降板位于土层表面,而双压力传感器埋入式沉降仪位于土体中,且在场地平整过程中可能发生了垫层压实。因此,沉降板的变形较大,而双压力传感器埋入式沉降仪位于填土层,受到的影响较小。两种仪器的最大差异值为监测的第2天时,其中沉降板监测结果为167 mm,双压力

传感器埋入式沉降仪监测结果为155.7 mm,相差为6.7%。上述结果充分反映了双压力传感器埋入式沉降仪具有较高的精度,可以用于监测道路施工中土体的变形情况。

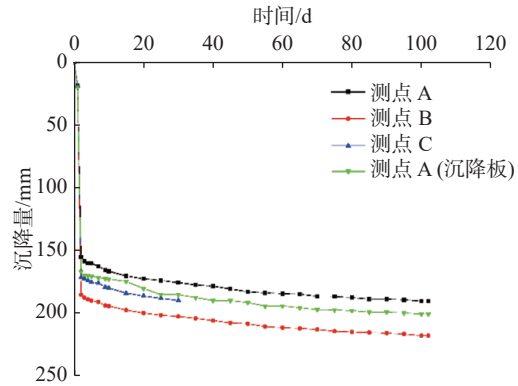


图7 截面1各测点沉降随时间变化曲线

断面2各测点沉降随时间的变化曲线见图8,可以得出以下结论:该区域各测点的变形在时间上变化较小。其中最大变形为8.59 mm,与截面1的变形存在较大差异。这种差异的原因是该区域经过管桩处理,并且距离管桩埋设结束已经接近3个月的时间。尽管该区域经历了冲击碾压,但并未发生明显的沉降或上升现象。

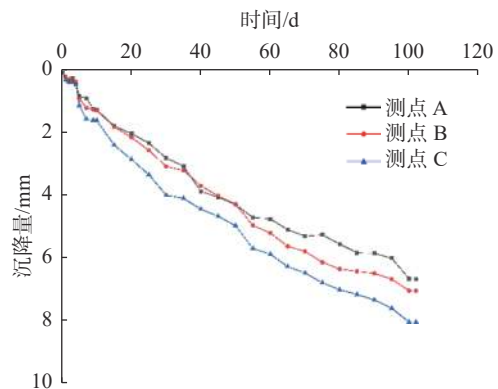


图8 截面2各测点沉降随时间变化曲线

2.4 基于深度学习算法的变形预测数据分析

2.4.1 基于深度学习算法的变形预测算法的训练过程

每个 epoch 中训练数据的损失值变化情况见图9, "epoch"定义为训练数据完成一次完整的前向传播和反向传播过程。在训练的过程中,损失值逐渐减小,并最终呈现出收敛的趋势。由图可知,最终的损失值收敛在 4.5×10^{-5} , 误差较小,这表明模型具有较高的精度。

2.4.2 基于深度学习算法的变形预测结果和实测结果对比

两个截面上各测点的变形预测结果与实测累计

变形的对比见图 10。观察图中的数据可以得出以下结论: 基于深度学习算法的变形预测能够准确地反映出变形随时间的规律, 并且预测结果与实测结果具有较高的吻合度。这表明基于深度学习的算法能够有效地进行变形预测, 为工程施工提供了合理的避险和指导。

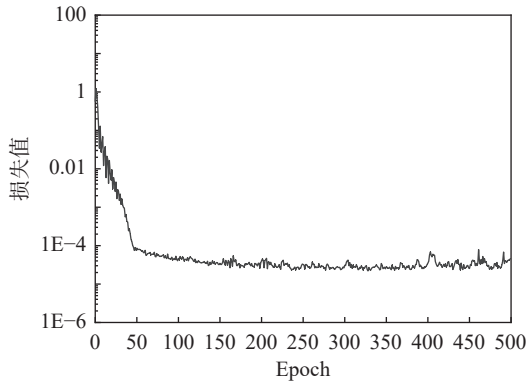
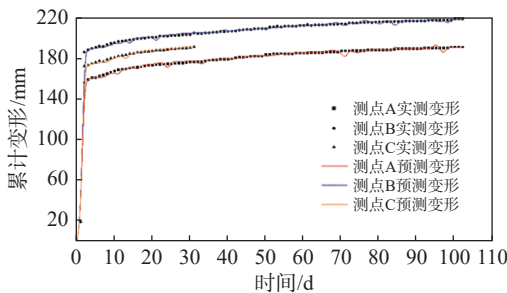
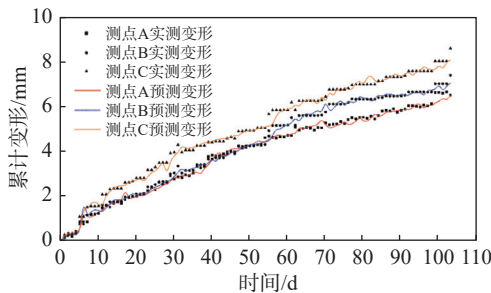


图 9 模型在训练过程中损失值变化趋势



(a) 截面 1 各测点



(b) 截面 2 各测点

图 10 各截面测点的预测结果和实测结果对比

2.4.3 误差分析

为了更好地反映模型的精度, 采用平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)用来分析各种模型的性能。这些数值越高, 表明预测的性能越差。MAE 和 MAPE 的定义如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i^p - y_i| \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i^p - y_i|}{y_i} \times 100\% \quad (7)$$

式中: N 为样本数; y_i 为第 i 组样本的目标数据; y_i^p 为第 i 组样本的输出。

表 2 为各截面测点的误差统计表, 由表可知各测点其 MAE 最大值为 1.17 mm, MAPE 最大值为 5.3%, 说明了预测结果具有较高的精度。

表 2 各截面测点预测结果的 MAE 和 MAPE 统计表

测点	MAE/mm	MAPE/%
截面1-A	1.17	0.67
截面1-B	0.95	0.46
截面1-C	0.99	0.55
截面2-A	0.15	4.8
截面2-B	0.15	5.3
截面2-C	0.16	4.3

3 结论

本研究提出了一种集成人工智能技术的道路自动化监测系统, 该系统是由双压力传感器埋入式沉降仪、数据采集系统和网络传输系统组成的物联网系统。监测数据经过基于深度学习算法的训练, 可以用于后续数据的预测, 从而为施工提供有效和合理的指导。根据研究结果, 得出以下结论:

(1) 提出了一种适用于道路工程的监测物联网系统, 该系统能够稳定传输实测数据, 并且在服务器上实时展示土体的变形情况。

(2) 通过将双压力传感器埋入式沉降仪与沉降板的沉降数据进行对比分析, 发现其误差仅为 6.7%, 表明自动化监测仪器具有较高的精度。

(3) 提出了一种基于深度学习算法的变形预测方法。该方法通过将监测数据实时更新至神经网络中进行训练, 从而获得准确的预测结果。现场试验证实了该模型最大误差为 5.3%, 具有良好的预测精度。

参 考 文 献

- [1] 谭捍华. 基于综合监测信息的类土质边坡动态施工影响分析 [J]. 公路交通科技, 2011, 28(6): 40-46.
- [2] XU H, LI F, ZHAO W, et al. Research on remote automatic monitoring system of high and steep slope based on FBG tilt sensor [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 267(4): 042091.
- [3] 殷建华, 丁晓利, 杨育文, 等. 常规仪器与全球定位仪相结合的全自动化遥控边坡监测系统 [J]. 岩石力学与工程学报, 2004(3): 357-364.
- [4] 李 胜, 齐嘉义, 胡海永, 等. 露天矿边坡自动化监测关键技术研究 [J]. 煤田地质与勘探, 2016, 44(6): 124-

- 128,135.
- [5] 任月龙,李如仁,张 信. 基于多传感器网的露天矿边坡形变监测 [J]. 煤炭学报, 2014, 39(5): 868-873.
- [6] 李爱国,岳中琦,谭国焕,等. 香港某边坡综合自动监测系统的设计和安装 [J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(5): 790-796.
- [7] 肖贤建,徐立中,樊棠怀,等. 高边坡传感器网络协同监测及信息融合系统模式 [J]. 河海大学学报(自然科学版), 2009, 37(2): 222-227.
- [8] 李 博,张拥军,李乾龙,等. 采动边坡稳定性远程在线监测预警系统 [J]. 工矿自动化, 2016, 42(11): 5-9.
- [9] DING X, REN D, MONTGOMERY B, et al. Automatic monitoring of slope deformations using geotechnical instruments[J]. *Journal of Surveying Engineering*, 2000, 126(2): 57-68.
- [10] ZHAO Y, QIAN Q. A new type of automatic monitoring system of static and dynamic displacement on dam and slope[J]. *Procedia Engineering*, 2012, 43: 387-392.
- [11] 刘小生,张学庄,王爱公. 边坡稳定性自动监测系统 [J]. 煤炭学报, 2007(5): 473-476.
- [12] 乐旭东,刘纪峰,曾武华,等. 自动化监测系统在滑坡变形监测的应用研究 [J]. 公路, 2021, 66(10): 90-93.
- [13] 陈昀灏. 软基高速公路岩渣低路堤动力响应与沉降预测研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2022.
- [14] 邱红胜,杨 雨,李东健,等. 基于等时距处理和IOWHA算子的路基沉降预测 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22(20): 8884-8892.
- [15] 王 珊. 高速公路路基沉降监测与预测方法的研究 [D]. 唐山: 华北理工大学, 2020.
- [16] 王周兵,张玮鹏,胡 义,等. 孤山库区地质灾害自动化监测与信息化防治研究 [J]. 人民长江, 2022, 53(S2): 202-206.
- [17] DEGHAN S, SATTARI G, CHEHREH C S, et al. Prediction of uniaxial compressive strength and modulus of elasticity for Travertine samples using regression and artificial neural networks[J]. *Mining Science and Technology (China)*, 2010, 20(1): 41-46.
- [18] PARK H I, KIM K S, KIM H Y. Field performance of a genetic algorithm in the settlement prediction of a thick soft clay deposit in the southern part of the Korean peninsula[J]. *Engineering Geology*, 2015, 196: 150-157.
- [19] 吴跃东,李通达,刁红国,等. 双压力传感器埋入式沉降仪的研制及应用 [J]. 岩土工程学报, 2017, 39(S1): 38-42.

收稿日期: 2023-06-30