

胡圣祥, 王世峻. 基坑施工引起周边管线沉降的一个深度学习模型[J]. 华南地震, 2023, 43(2): 165–173. [HU Shengxiang, WANG Shijun. A Deep Learning Model of Surrounding Pipeline Settlement Caused by Foundation Pit Construction [J]. South China journal of seismology, 2023, 43(2): 165–173]

## 基坑施工引起周边管线沉降的一个深度学习模型

胡圣祥, 王世峻

(国网上海市电力公司经济技术研究院, 上海 200233)

**摘要:** 基坑施工会引起周围地下管线沉降是一个动态过程, 传统地下管线沉降预测方法不能反映这一动态过程、从而难以真正实现信息化施工。根据某基坑施工过程中周边地下管线沉降的监测数据, 使用卷积神经网络(CNN)对监测数据进行特征提取, 使用基于长短期记忆(LSTM)的神经网络对沉降进行分析, 建立了基于深度学习网络的地下管线沉降预测模型, 探讨了超参数和建筑物类型对预测准确度的影响。结果表明, 利用所建CNN-LSTM联合人工神经网络, 预测值与实际监测值比较接近; 网络设置时, 初始学习率、隐藏单元数、最大回代轮次可分别取为0.006、240、60; 网络预测结果好坏与管线是否是刚性无关, 预测值与实测值吻合的高低顺序是电力管线(柔性)、上水管线(刚性)、信息管线(柔性)、电信管线(柔性)。研究成果对基坑工程安全施工具有一定的参考价值。

**关键词:** 基坑施工; 地下管线沉降; 预测; 卷积神经网络; 长短期记忆神经网络

**中图分类号:** U231.3

**文献标识码:**

**文章编号:** 1001-8662(2023)02-0165-09

**DOI:** 10.13512/j.hndz.2023.02.19

## A Deep Learning Model of Surrounding Pipeline Settlement Caused by Foundation Pit Construction

HU Shengxiang, WANG Shijun

(Institute of Economics and Technology, Shanghai Electric Power Company of State Grid,  
Shanghai 200233, China)

**Abstract:** The settlement of surrounding underground pipelines caused by foundation pit construction is a dynamic process. The traditional prediction method of underground pipeline settlement cannot reflect this dynamic process, so it is difficult to truly realize information construction. Based on the monitoring data of the settlement of the surrounding underground pipeline during the foundation pit construction, the convolutional neural network (CNN) is used to extract the feature of the monitoring data, and the neural network based on long-short-term memory (LSTM) is used to analyze the settlement. The prediction model of underground pipeline settlement based on deep learning network is established, and the influence of hyperparameters and building types on the prediction accuracy is discussed. The results show that the predicted value and the monitoring value are relatively coincident by the using the CNN-LSTM combined with artificial neural network. The initial learning rate, number of hidden

收稿日期: 2022-10-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(51678352)

作者简介: 胡圣祥(1986-), 男, 高级工程师, 主要从事电力工程规划、设计、评审相关工作。

E-mail: sxhu2009@163.com

units, and the maximum number of iterations can be set as 0.006, 240 and 60, respectively in the network design. The prediction results of the network are independent of whether the pipeline is rigid or not, and the order of the agreement between the predicted value and the measured value is power pipeline (flexible), water supply pipeline (rigid), information pipeline (flexible), telecommunication pipeline (flexible). The results have a certain reference value for the safe construction of foundation pit engineering

**Keywords:** Foundation pit construction; Underground pipeline settlement; Prediction; Convolutional neural network; Long-short-term memory based neural network

## 0 引言

基坑施工过程通常使周边地下管线产生附加沉降。这一沉降超过一定数值,会对地下管线造成损害、甚至引发安全事故。因此,有必要研究基坑施工过程引起周围地下管线沉降的预测方法。

地下管线沉降预测的传统方法有理论解析法、实测数据分析法、数值分析法等。使用理论推导方法,姜崢<sup>[1]</sup>基于较多假设,得出了基坑开挖过程中管线变形的解析解。根据现场实测数据,刘雪珠等<sup>[2]</sup>探讨了狭长型基坑开挖对周围管线竖向位移的影响,认为基坑开挖范围和开挖阶段、管线位置和管径大小对管线竖向位移影响较大;王立峰等<sup>[3]</sup>分析了地铁车站深基坑施工对基坑周边管线变形性状的影响,探讨了刚性管线和柔性管线(包括污水、给水、燃气、通讯和电力管线)沉降与基坑开挖深度、管线埋深的关系;居尚威和李雄威<sup>[4]</sup>分析了地铁车站深基坑施工影响下邻近管线类型、管线水平距离、管线变形特征及影响区域、基坑开挖深度、基坑围护结构深度之间的关系;施有志等<sup>[5]</sup>研究了地铁车站深基坑开挖过程过程材质和直径不同时管线变形及轴力的时空变化特征与管线保护方案;王云琪和徐鹏举<sup>[6]</sup>分析了地铁车站深基坑开挖不同施工阶段地表航空油输油管道的沉降时空变化特征,认为管道地表沉降影响范围为10 m;葛照国<sup>[7]</sup>分析了地下水丰富地区基坑工程施工对周围地下管线沉降的影响。使用有限元法和有限差分法数值模拟,杜金龙和杨敏<sup>[8]</sup>、Guo<sup>[9]</sup>分别分析了复杂工程地质条件下的管线变形、土与管线的相互作用;王英楠和王江锋<sup>[10]</sup>分析了地铁站及出入口基坑开挖过程、管线-基坑相对位置对临近管线变形大小、变化率、作用范围的影响。结合现场监测结果和有限元模拟结果,杨本亮<sup>[11]</sup>分析了地铁车站基坑开挖至底板施工完毕期间地下管线的沉降值和沉降速率大小及其主要影响因素,施有志等<sup>[12]</sup>探讨了基坑施工时邻近

管线轴力与最大沉降、坑外地层变形、管线几何与物理性质(位置、埋深、截面积、轴线刚度)的关系,朱琴君等<sup>[13]</sup>分析了土体袖阀管注浆加固前后基坑开挖对邻近天然气管道变形的影响。

传统预测方法存在参数难以确定、模型比较复杂、非线性不强等问题;由于地下管线沉降监测数据属于时间序列数据,基于循环神经网络(RNN)、卷积神经网络(CNN)、长短期记忆(LSTM)神经网络对等时序数据有较好的预测效果与空间特征提取能力,近年来被许多学者用于沉降历时变化问题的处理。李洛宾等<sup>[14]</sup>基于RNN神经网络,将地质参数、几何参数和盾构机参数作为输入,预测了隧道施工引起的地面最大沉降;Zhang等<sup>[15]</sup>使用随机森林算法对特征参数进行相关性分析,将最优特征作为输入,使用LSTM神经网络预测隧道开挖过程中的地表最大沉降、纵向沉降曲线和盾构运行参数;Lee等<sup>[15]</sup>将盾构机刀盘扭矩、挖掘硐室压力、输送机传动转速等盾构机掘进过程中的参数作为输入,使用LSTM神经网络对地表沉降进行预测;Cao等<sup>[17]</sup>使用经验模态分解模型将地表沉降监测数据分割成多维数据,使用LSTM神经网络对每个分量进行了预测;杨俊超<sup>[18]</sup>基于CNN-LSTM模型,预测了高速地铁运营期间地表产生的沉降;洪宇超等<sup>[19]</sup>将多个测点的监测数据作为输入,使用CNN-LSTM网络预测基坑开挖过程中引起的地表沉降;赵华菁等<sup>[20]</sup>采用误差回代(BP)神经网络和LSTM深度网络建立了深基坑工程施工中地下连续墙变形动态预测的神经网络模型;谭儒蛟等<sup>[21]</sup>采用遗传算法优化网络的初始连接权值和激活函数阈值,利用有限元数值模拟结果和实际监测数据,得到了大型深基坑工程土体参数反演计算的人工神经网络。

总的来说,现有研究中对基坑施工引起周边地下管线沉降的动态预测模型还很少。本文拟以上海市某基坑工程施工引起地下管线沉降数据为研究对象,将一定时间段多个地下管线沉降监测数据作为数据集,使用CNN-LSTM联合神经网络对这些数

据进行特征提取、训练与预测,得到基于地下管线沉降预测的深度学习模型,这对基坑工程的安全施工和正常运营有一定的参考价值。

1 工程概况及测点布置

为配合上海市新梅陇 110 kV 变电站出线需求,需在天等路东侧(上中西路~梅陇路)、梅陇路北侧(天等路~老沪闵路)建设电缆通道,天等路与梅陇路新建排管与现状如图 1 所示。工程新建电力电缆排管详情如下:

- (1)新建 3×7-1 孔排管,设计总长度为 323 m,衬管外包钢筋混凝土排管(内径 φ150/175 mm);
- (2)新建 2×10 孔排管,设计总长度为 25 m;

- (3)新建 20 孔 HDD 排管,总长度为 400 m;

天等路东侧(上中西路~梅陇路)、梅陇路北侧(天等路~老沪闵路)新建电力电缆排管共需设置 12 处井位,分别为新建# X1 直线工井(14.0 m×2.5 m×1.9 m)7 座、新建# X2 三通工井(14.0 m×2.5 m×1.9 m)3 座、新建#X3 三通工井(16.0 m×2.5 m×1.9 m)1 座、新建#X4 双通道三通工井(21.0 m×5.5 m×1.9 m)1 座。

基坑周边存在不同类型的地下管线。位于基坑北侧的下管线分别为信息 48 孔、电力、给水 φ 300、煤气 φ 150 等(距离基坑最近的电力管线约为 51.4 m),位于基坑东侧的下管线分别为给水 φ 500、雨水 φ 1200、煤气 φ 700 等(距离基坑最近的给水管线约为 43.8 m)。

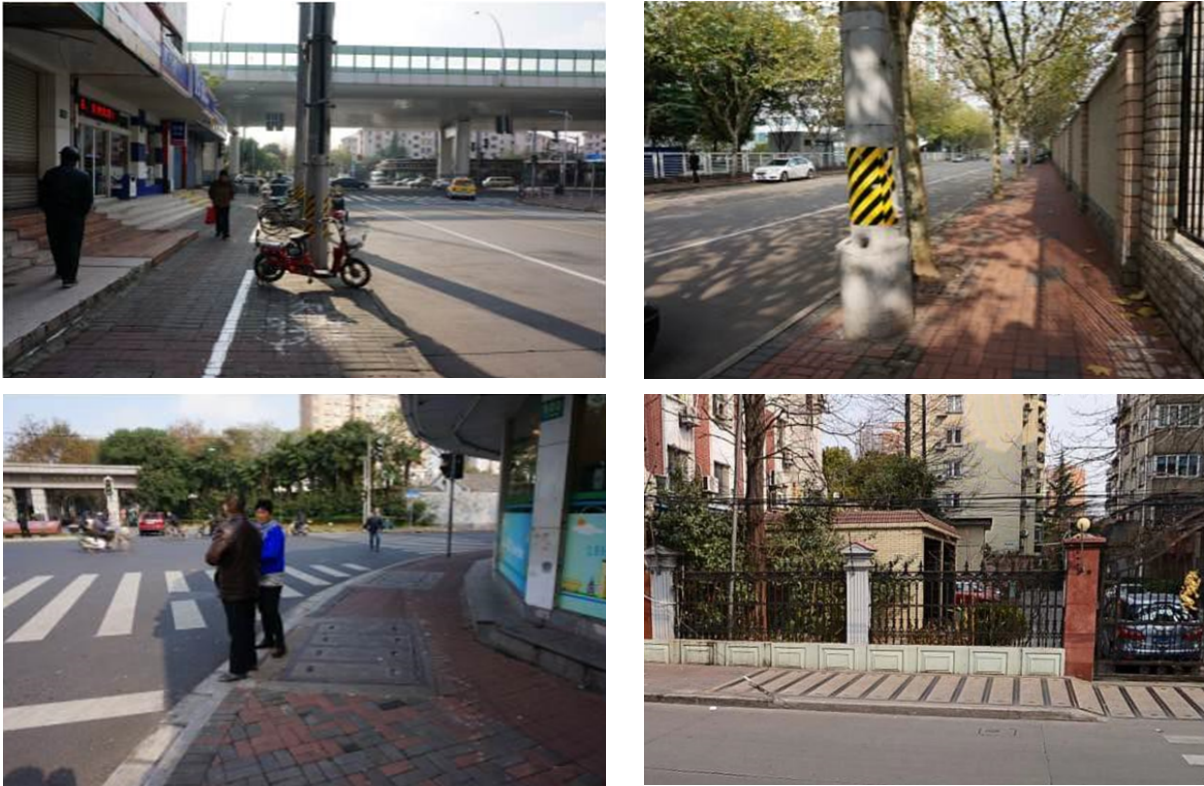


图 1 天等路与梅陇路新建排管与现状

Fig.1 New pipe arrangement and current situation of Tianetc Road and Meilong Road

基坑施工时,对周边地下管线沉降进行了监测,以基坑周围 2H(H 为基坑开挖深度)范围内地下管线作为监测及保护的對象。在监测实施前完成布置监测控制网、获得稳定的初始值。在基坑周边 3H 范围之外设置至少 3 点高程基准点,建立水准测量监测网,取得控制点的坐标;各监测点高程由线路工作点来测量,初始值在施工前测定,本次高程减前次高程的差值为本次沉降量,本次

高程与初始高程的差值为累计沉降量。各类地下管线监测点尽可能采用直接监测点,在现场条件受限制时采用设置间接监测点进行监测。对于直接监测点,在刚性管线有条件的地方埋设包裹点,开挖土体暴露管线,将钢筋包裹在管线上并焊接好测量标志,伸出地面,回填土后做好保护井;柔性管线或无条件做包裹点的管线将监测点直接布设在地下管线地面标志物上,代替直接点。对



于间接监测点,在管线近基坑一侧打孔至其深度以下约30~60 cm,浇入混凝土并插入顶部焊有圆头测量标志点的钢筋,顶部伸至地面,做好保护井;如无条件打孔浇混凝土,将顶部焊有圆头测量标志点的钢筋打入地下管线地面垂直投影位置

上方一定深度,作为间接测量标志点。当管线沉降监测点被破坏时,及时重新布设并测取初始值,破坏点的累计在破坏前累计的基础上继续累加,确保监测点监测数据的连续性。图2为不同类型地下管线沉降监测点的埋设方法。

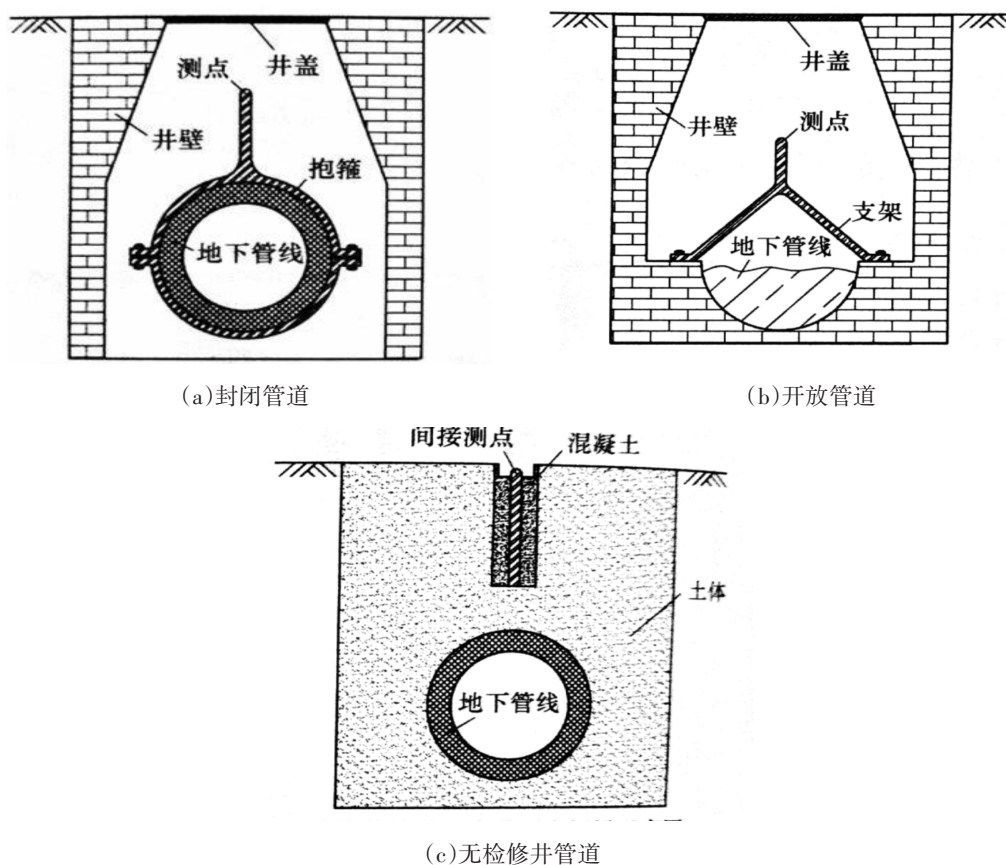


图2 不同类型地下管线沉降监测点的埋设

Fig.2 Embedment of settlement monitoring points of different types of underground pipelines

## 2 地下管线沉降预测 CNN-LSTM 模型的建立

### 2.1 地下管线沉降预测数据集的确定

为了方便后续建模与应用,使用线性内插方法将原始数据点间隔调整为天数为单位,进而得到本文的地下管线沉降预测数据集。第1根管线GX01(电力管线,柔性)监测点DL01~DL08的沉降监测值与数据集见图3。

### 2.2 数据标准化

为了减少量纲对地下管线沉降预测结果的影响、提高网络的泛化能力,将输入参数进行缩放

到[0, 1]的标准化处理,处理公式为:

$$y_i = (x_i - \bar{x}) / s \quad (1)$$

式(1)中, $y_i$ 为经过标准化后的输入数据; $x_i$ 为原始输入数据; $\bar{x}$ 为原始数据的均值; $s$ 为原始数据的标准差。

### 2.3 CNN-LSTM模型的建立

本文的地下管线沉降CNN-LSTM预测模型中,主要参数设置为:初始训练样本和验证样本总数取100,将其中的75%和25%分别作为训练样本和验证样本,初始学习率取0.005,隐藏单元数取200,最大回代轮次取50,最小批处理大小为27,损失传递时采用adam算法,过滤器大小取5、数目取32,梯度阈值取1。

CNN网络擅长学习不同参数的空间特征,并

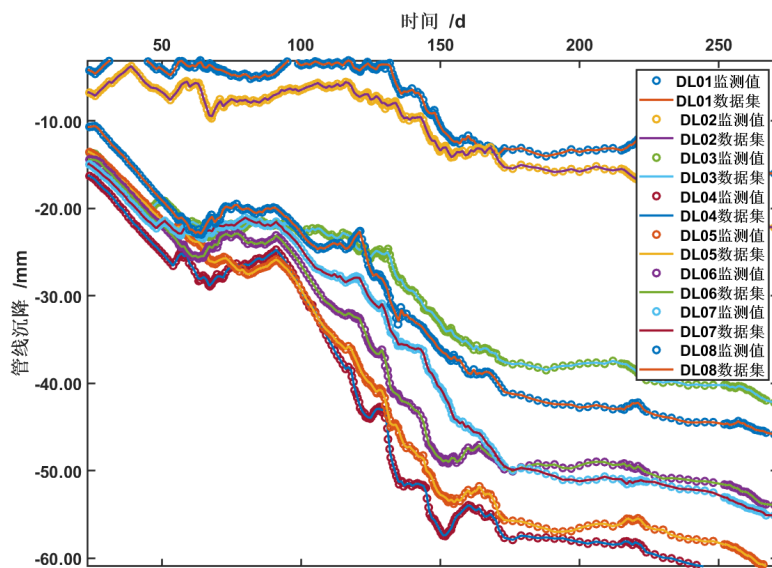


图3 监测点DL01~GX01\_DL08的沉降监测值与数据集

Fig.3 Settlement monitoring values and related dataset of monitoring points DL01~GX01\_DL08

且连接不同类型的特征。所以,本文首先使用CNN网络将影响地下管线沉降的所有特征相连接、作为网络输入数据、学习数据集的特征。

LSTM是循环神经网络(RNN)中的一种特殊结构,通过增加三种门控来判断数据是否符合网络输入要求,实现数据的保留和舍弃,能够将过去、现在和未来的信息有效关联,有效学习序列数据中的特征。

本文选取CNN-LSTM网络作为基坑施工引起地下管线沉降的深度学习模型,使用地下管线沉降监测数据作为网络输入。

## 2.4 CNN-LSTM网络的评价指标

预测结果评估参数为均方误差MSE、均方根误差RMSE、平均绝对误差MAE、平均绝对百分比误差MAPE、对称平均绝对百分比误差SMAPE,计算公式见如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (5)$$

$$SMAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{(|y_i| + |\hat{y}_i|)/2} \quad (6)$$

上式中,  $\bar{y}_i$  为预测值,  $Y_i$  为真实值,  $n$  为监测点数。这几个指标越大,则误差越大。

监测点DL01地下管线沉降预测值与监测值对比如图4所示,训练过程如图5所示, MSE、RMSE、MAE、MAPE、SMAPE 分别为: 0.20、0.44、0.36、5.95%、77.82%。

因此,本文所建CNN-LSTM模型误差较小,可以用于地下管线沉降的预测。

## 2.5 主要超参数影响分析

下面以均方根误差(RMSE)作为评价指标,分析模型中主要超参数(初始学习率、隐藏单元数和最大回代轮次)对监测点DL01沉降预测效果的影响。主要超参数基本值已在前面阐述,将这些基本值分别取0.6、0.8、1.0、1.2、1.4倍得到的RMSE见图6。

由图6可以看出,三个超参数对均方根误差(RMSE)影响没有明显的变化趋势,但在初始学习率为0.006、隐藏单元数为240、最大回代轮次为60时分别达到最小值。这些超参数可作为使用CNN-LSTM模型进行地下管线沉降预测时的超参数参考值。

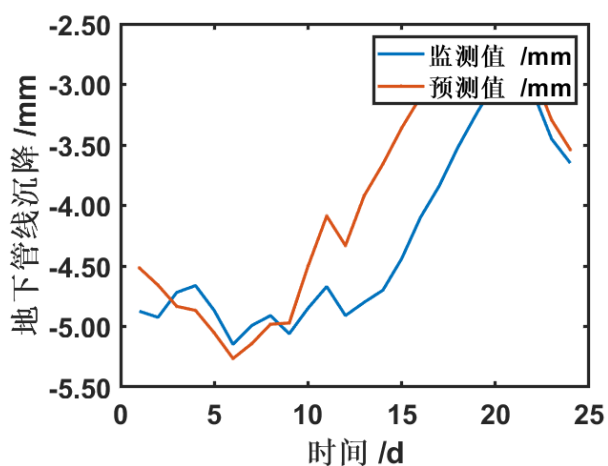


图4 监测点DL01地下管线沉降的预测值与实测值  
Fig.4 Predicted value and measured value of underground pipeline settlement at monitoring point DL01

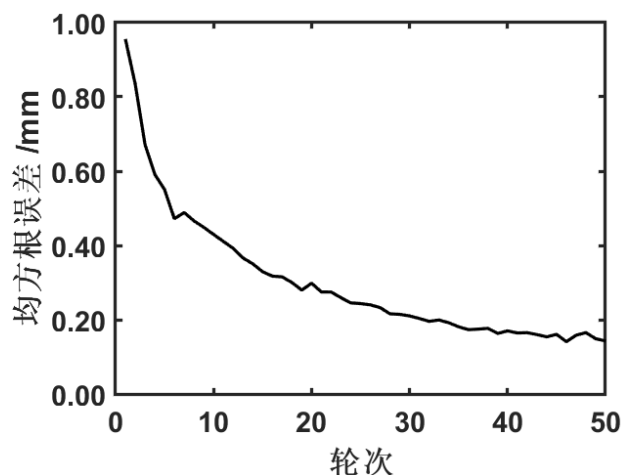
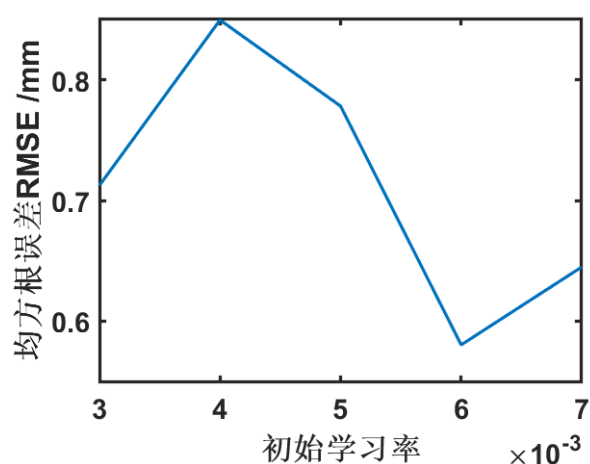
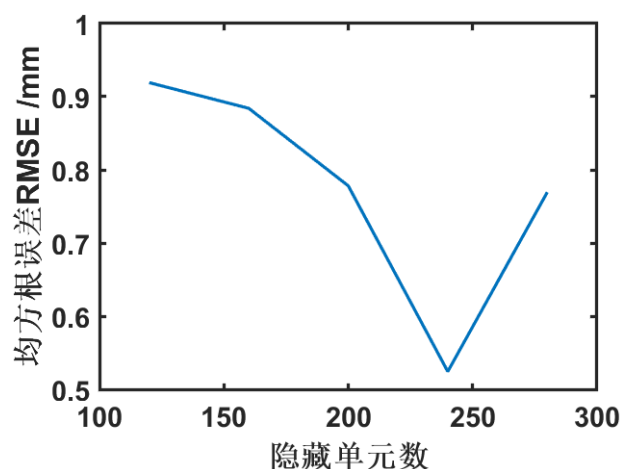


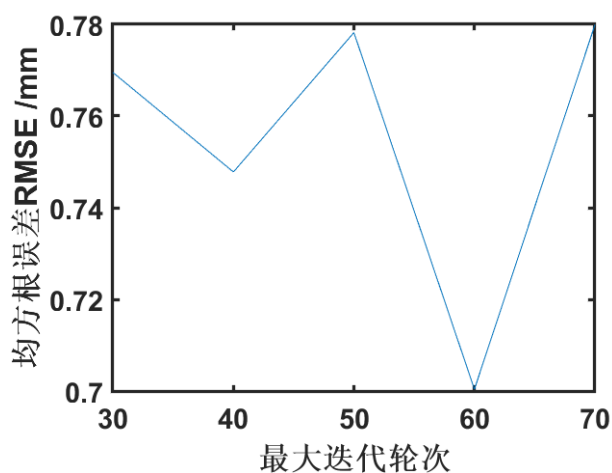
图5 监测点F1地下管线沉降CNN-LSTM网络的训练过程  
Fig.5 Training process of CNN-LSTM network for the underground pipeline settlement at the monitoring point F1



(a)不同初始学习率



(b)不同隐藏单元数



(c)不同最大回代轮次

图6 不同超参数条件下监测点DL01地下管线沉降CNN-LSTM模型的RMSE  
Fig.6 RMSE of CNN-LSTM model for underground pipeline settlement at monitoring point DL01 under different hyperparameter conditions

3 基于 CNN-LSTM 模型的地下管线沉降预测

本基坑工程周边每一地下管线(以不同字符表

示)分别选 1 个监测点,使用前述所建 CNN-LSTM 模型对地下管线沉降进行预测。不同监测点地下管线沉降的 CNN-LSTM 网络预测值与实测值对比见图 7。

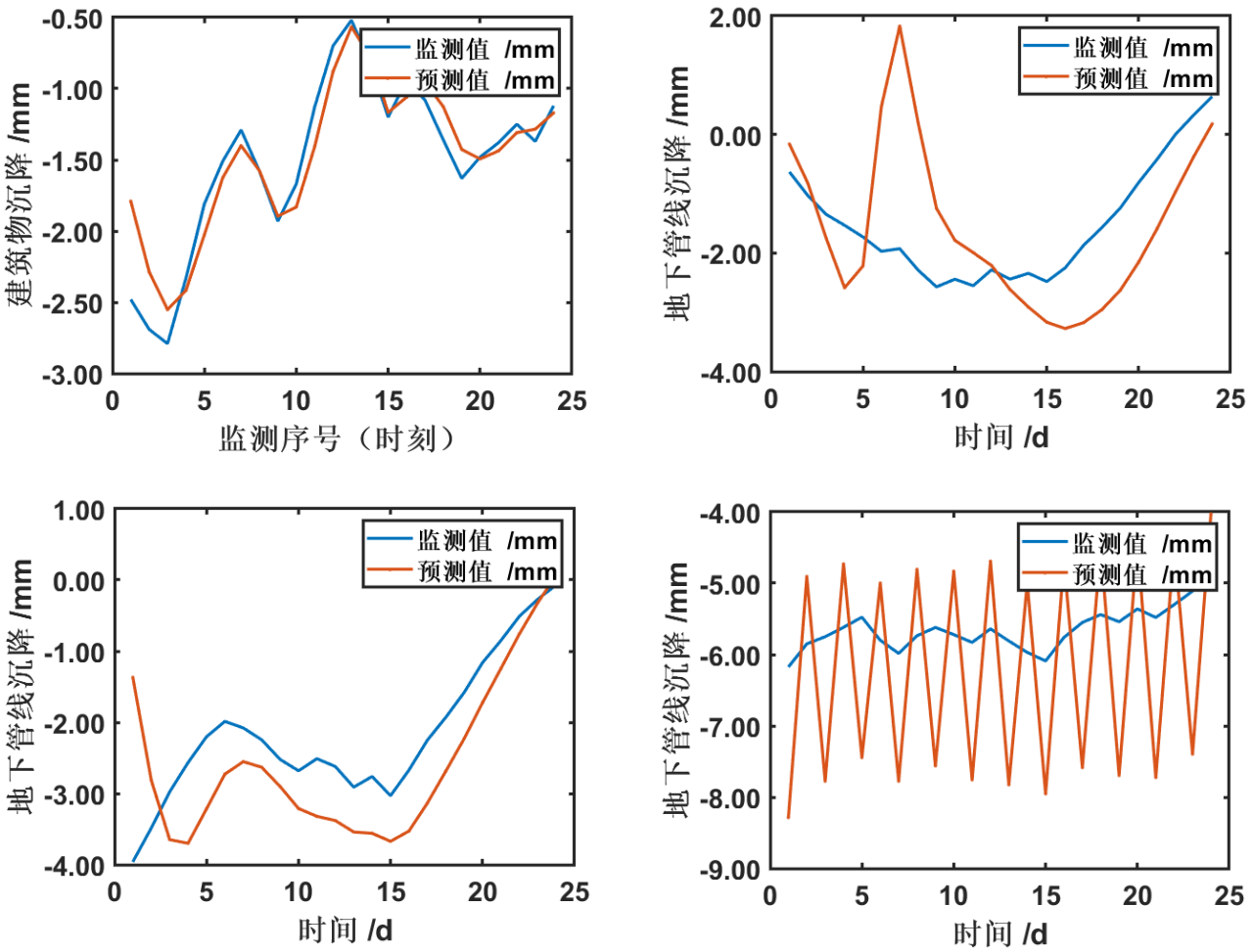


图 7 不同监测点地下管线沉降的 CNN-LSTM 网络预测值与实测值  
Fig. 7 CNN-LSTM predicted values and measured values of underground pipeline settlement at different monitoring points

表 1 CNN-LSTM 模型评估参数的计算结果  
Table 1 Calculation results of evaluation parameters by using CNN-LSTM model

管线编号	管线类型	监测点编号	MSE	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE
1	电力柔性	DL01	0.22	0.46	0.39	0.03	8.57
		DL02	2.54	1.59	1.34	0.13	18.48
		DL03	0.13	0.35	0.30	0.01	1.34
		DL04	0.78	0.89	0.75	0.03	2.76
		DL05	1.56	1.25	1.08	0.04	4.02
		DL06	0.99	1.00	0.82	0.03	3.45
		DL07	0.17	0.42	0.34	0.01	1.55
		DL08	0.17	0.40	0.34	0.01	1.69

(转下表)

(接表1)

管线编号	管线类型	监测点编号	MSE	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE
2	电信柔性	DX01	0.46	0.68	0.61	0.01	29.74
		DX02	0.29	0.54	0.40	0.04	33.10
		DX03	0.53	0.72	0.71	0.58	77.96
		DX04	0.15	0.38	0.28	0.25	45.66
		DX05	0.16	0.41	0.35	0.37	64.47
		DX06	0.62	0.79	0.75	0.36	41.50
3	信息柔性	XX01	0.23	0.48	0.40	0.12	15.20
		XX02	0.33	0.58	0.45	0.09	10.90
		XX03	1.25	1.12	0.82	0.14	43.39
		XX04	0.31	0.55	0.41	0.05	12.34
		XX05	0.25	0.50	0.46	0.02	14.04
4	上水刚性	S01	0.19	0.43	0.38	0.06	6.43
		S02	0.58	0.76	0.70	0.04	3.74
		S03	0.28	0.53	0.43	0.03	1.61
		S04	0.59	0.77	0.62	0.01	2.27
		S05	0.61	0.78	0.68	0.01	2.58
		S06	0.39	0.62	0.50	0.00	2.25
		S07	0.45	0.69	0.57	0.03	2.93
		S08	0.97	0.98	0.92	0.11	10.88
		S09	33.51	5.79	4.79	0.04	21.20

由图7和表1可以看出，使用本文所建CNN - LSTM联合网络进行地下管线沉降预测时，预测值与实测值最为吻合的是电力管线(柔性)、其次是上水管线(柔性)与信息管线(柔性)、最差的是电信管线(柔性)，预测结果好坏与管线是否是柔性无关。值得注意的是，上水管线(刚性)沉降预测值出现了在监测值附近上下随机跳动的现象(见图7(d))，这一现象还要进一步研究。

4 结论

- (1)本文所建的CNN - LSTM联合网络，预测值与实际监测值比较吻合，可以用于基坑施工引起地下管线沉降的预测；
- (2)使用本文CNN-LSTM模型进行地下管线沉降预测时，初始学习率、隐藏单元数、最大回代轮次宜分别取为0.006、240、60。
- (3)使用本文所建CNN - LSTM联合网络预测地下管线时，预测结果好坏与管线是否是柔性无

关，预测值与实测值吻合的高低顺序是电力管线(柔性)、上水管线(柔性)、信息管线(柔性)、电信管线(柔性)。

参考文献

[1] 姜峥. 基坑开挖引起邻近管线变形的理论解析[J]. 地下空间与工程学报, 2014, 10(2): 362-368.

[2] 刘雪珠, 顾蒙娜, 吴祥祖, 等. 地铁深基坑施工对临近地下管线影响的监测分析[J]. 工程勘察, 2014, (S1): 462-467.

[3] 王立峰, 陈巧红, 冯利坡. 地铁车站基坑开挖的管线变形研究[J]. 科技通报, 2019, 35(10): 166-170.

[4] 居尚威, 李雄威. 地铁深基坑施工扰动下邻近管线影响区域划分及迁改保护措施[J]. 常州工学院学报, 2022, 35(2): 7-14.

[5] 施有志, 华建兵, 连宇新, 等. 地铁深基坑施工扰动下邻近管线安全评价及保护措施[J]. 工程地质学报, 2018, 26(4): 1043-1053.

[6] 王云琪, 徐鹏举. 深基坑开挖对周围地下管线影响研究[J]. 低温建筑技术, 2015(2): 79-81.

[7] 葛照国. 长江漫滩地区基坑施工对周边地表沉降及地下



- 管线影响的现场试验研究[J]. 现代隧道技术, 2014, 51(5): 205-209.
- [8] 杜金龙, 杨敏. 深基坑开挖对邻近地理管线影响分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(S1): 3015-3020.
- [9] Guo P. Numerical model of pipe-soil interaction under oblique loading[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2005, 131(2): 260-268.
- [10] 王英楠, 王江锋. 郑州某地铁站基坑开挖对临近管线的影响分析[J]. 水利与建筑工程学报, 2021, 19(5): 129-133.
- [11] 杨本亮. 地铁车站基坑施工对周边管线的影响[J]. 水科学与工程技术, 2022(3): 59-63.
- [12] 施有志, 葛修润, 李秀芳, 等. 地铁深基坑施工对周边管线影响数值分析[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2017, 56(6): 83-93.
- [13] 朱琴君, 庞志辉, 何伟, 等. 基坑工程对邻近天然气管道的影响及管道防护[J]. 煤气与热力, 2020, 40(6): 38-42.
- [14] 李洛宾, 龚晓南, 甘晓露, 等. 基于循环神经网络的盾构隧道引发地面最大沉降预测[J]. 土木工程学报, 2020, 53(S1): 13-20.
- [15] Zhang P, Wu H N, Chen R P, et al. Prediction of subsidence during TBM operation in mixed-face ground conditions from realtime monitoring data [J]. Applied Sciences-Basel, 2021, 11(24): 12130.
- [16] Lee H K, Song M K, Lee S S. Times-series data augmentation and deep learning for construction equipment activity recognition [J]. Advanced Engineering Informatics, 2019(42): 100944.
- [17] Cao Y, Zhou X, Yan K. Deep learning neural network model for tunnel ground surface settlement prediction based on sensor data [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021(1): 1-14.
- [18] 杨俊超. 基于大数据分析与挖掘的铁路沉降灾害预警模型研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [19] 洪宇超, 钱建固, 叶源新, 等. 基于时空关联特征的CNN-LSTM模型在基坑工程变形预测中的应用[J]. 岩土工程学报, 2021, 43(S2): 108-111.
- [20] 赵华菁, 张名扬, 刘维, 等. 基于神经网络算法的深基坑地连墙变形动态预测[J]. 地下空间与工程学报, 2021, 17(S1): 321-327.
- [21] 谭儒蛟, 徐添华, 徐文杰, 等. 基于神经网络的大型深基坑工程土体参数反演[J]. 水力发电学报, 2015, 34(7): 109-117.