



卷积神经网络算法在高速公路隧道浅埋段 地表下沉预测中的应用

李 伟, 周泽林

(中国十九冶集团有限公司, 四川 成都 610031)

摘要:为解决高速公路隧道浅埋段地表沉降监控量测周期长的问题,文章将卷积神经网络算法引入到高速公路浅埋段地表沉降值预测研究中,并基于开州至云阳高速项目栏坪隧道浅埋段地表沉降实测数据,随机选取70%实测数据作为训练集,30%实测数据作为测试集。结果表明:将卷积神经网络算法应用于高速公路浅埋段地表沉降值预测研究中,可以快速计算隧道浅埋段地表沉降预测值,且预测结果显示训练集预测的均方根误差为0.043 688,测试集预测的均方根误差为0.173 38,证明了卷积神经网络算法的适用性。

关键词:高速公路;卷积神经网络算法;隧道浅埋段;地表下沉

中图分类号:U456.3⁺1

文献标志码:A

文章编号:1673-8993(2025)12-0053-05

doi:10.13402/j.gcjs.2025.12.150

Application of convolutional neural network algorithm in the prediction of surface subsidence in the shallow-buried section of expressway tunnels

LI Wei, ZHOU Zelin

(China 19th Metallurgical Corporation, Chengdu 610031, Sichuan, China)

Abstract: In order to solve the problem of the long monitoring and measurement cycle of surface settlement in the shallow-buried section of expressway tunnels, the convolutional neural network algorithm was introduced into the research on the prediction of surface settlement values in the shallow-buried section of expressways. Based on the measured data of surface settlement in the shallow-buried section of the lanping tunnel of the Kaizhou-Yunyang expressway project, 70% of the measured data was randomly selected as the training set, and 30% of the measured data was used as the test set. The engineering example shows that when the convolutional neural network algorithm is applied to the research on the prediction of surface settlement values in the shallow-buried section of expressways, the predicted values of surface settlement in the shallow-buried section of the tunnel can be calculated quickly. Moreover, the prediction results indicate that the root mean square error of the prediction for the training set is 0.0436 88, and that for the test set is 0.173 38, which proves the applicability of the convolutional neural network algorithm.

Key words: expressway; CNN algorithm; shallow-buried section of tunnel; surface subsidence

高速公路隧道浅埋段由于其特殊的地质条件 和复杂的力学环境,地表下沉问题成为工程建设

收稿日期: 2025-03-12

基金项目: 重庆市技术创新与应用发展专项重点项目(CSTB2024TIAD-KPX0065);中国中冶重点研发项目(ZGZY-ZDYF-SJY-2024-01)

作者简介: 李 伟(1990—),男,工程师,从事岩土工程、隧道工程和桥梁工程的研究。

通信作者: 周泽林(1986—),男,高级工程师,从事隧道地下工程领域的施工与科研工作。

与运营过程中面临的关键挑战之一。地表下沉不仅可能影响隧道结构的稳定性,还可能对周边的生态环境、建筑物以及交通设施造成损害,严重时甚至危及人员生命安全。

隧道浅埋段地表下沉通常采用布置现场断面测点实测得来,而传统的隧道浅埋段地表下沉预测方法,绝大多数采用经验公式法、数值模拟法等对地表下沉趋势进行估算,但往往存在局限性。经验公式法依赖于大量的工程经验数据,其适用范围相对狭窄,难以准确反映不同地质条件和施工工艺下的地表下沉情况。数值模拟法虽然能够考虑多种复杂因素,但计算过程繁琐,对计算资源要求较高,且模型参数的确定往往存在一定的不确定性,导致预测结果与实际情况可能存在偏差。

近年来,卷积神经网络算法在众多领域展现出强大的数据分析与预测能力。其独特的卷积层结构能够自动提取数据中的特征模式,在处理图像、语音、时序等复杂数据时取得了卓越的成果^[1-4]。鉴于高速公路隧道浅埋段地表下沉监测数据具有多维度、非线性以及时序性等特点,将卷积神经网络算法引入到地表下沉预测研究中具有极大的潜力。通过对大量的实测地表下沉数据进行学习与训练,卷积神经网络算法有望挖掘出数据背后隐藏的复杂关系,从而建立更为精准、高效的预测模型,为高速公路隧道浅埋段的设计、施工与运维提供科学依据,有效降低地表下沉带来的风险与损失,推动高速公路隧道工程技术的进一步发展。

为此,如果在不影响大致现场实测值的前提下,能找到一种既可缩短实测周期又能近似地表达出实测结果的方法,将会大大提高隧道浅埋段地表下沉监控量测效率。为此,本文将卷积神经网络算法引入到高速公路浅埋段地表沉降值预测研究中,从隧道浅埋段地表沉降实测数据出发,建立起卷积神经网络预测模型。

1 卷积神经网络算法

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的基本原理来源于对生物视觉系统的模拟与抽象。生物视觉皮层中的神经元在感知视觉信息

时,具有局部感受野以及分层处理信息的特性。卷积神经网络借鉴了这一机制,通过卷积层中的卷积核在输入数据(如图像)上进行局部感知与特征提取操作,卷积核就如同生物视觉系统中的神经元感受野,在不同位置滑动以获取数据的局部特征信息,且同一卷积核在整个数据空间共享参数,有效减少了模型的参数数量^[5]。池化层则进一步对卷积层提取出的特征进行采样处理,降低数据维度的同时保留主要特征,模拟了生物视觉系统对信息的筛选与整合过程。全连接层在经过前面的特征提取后,将处理后的特征信息进行整合与映射,实现对数据的分类、回归、预测等任务,类似于生物视觉系统最终对视觉信息的理解与判断。

自 1989 年 YANN 构建了早期的卷积神经网络并在后续不断完善以来,先后有大批学者对卷积神经网络进行了持续深入的探索研究,期间涌现出众多改进的卷积神经网络架构与技术,包括残差网络(ResNet)、注意力机制网络等^[6-7]。本文主要运用经典的卷积神经网络算法开展高速公路隧道浅埋段地表下沉预测研究,通过对一些相关时序监测数据的学习与分析,挖掘数据中的内在规律与特征关系,从而实现对地表下沉情况的精准预测,为高速公路隧道安全施工提供一定的技术支持。

为更好地对卷积神经网络算法进行描述,这里首先给出卷积神经网络算法预测高速公路隧道浅埋段地表下沉的大致步骤:1)对时序监测数据进行归一化处理;2)网络构建与参数设置;3)训练时序监测数据并预测;4)结果评估并输出结果。

下面对卷积神经网络算法步骤中所涉及的一些理论、公式以及实现等进行详细说明。

1.1 卷积神经网络算法所涉及的公式

数据归一化是一种数据预处理技术,用于将数据的特征值转换到一个特定的范围,通常是 $[0, 1]$ 或 $[-1, 1]$ 区间。其目的是消除不同特征之间因量纲(单位)不同或数值范围差异过大而对后续数据分析或模型训练产生的不良影响。常用的数据归一化有最小最大规范化、z-score 规

范化、小数定标规范化、对数函数转换, 本文采用最小最大规范化, 即最小最大规范化公式如下:

$$y = \frac{(b-a)[x - \min(x)]}{\max(x) - \min(x)} + a \quad (1)$$

式中: $\min(x)$ 为数据的最小值, $\max(x)$ 为数据的最大值; a 为归一化到区间的下限值, b 为归一化到区间的上限值; y 为归一化后的数据。

卷积操作是卷积神经网络(CNN)的核心操作, 用于特征提取、数据降维和压缩, 以下为卷积操作公式:

$$Y_{i,j,k} = \sum_{m=0}^{k_h-1k_w-1k_c-1} \sum_{n=0} W_{m,n,p,c} X_{i+m-\text{floor}(k_h/2), j+n-\text{floor}(k_w/2), p} \quad (2)$$

式中: $Y_{i,j,k}$ 为输出特征图在位置 (i,j) 和通道 k 处的值; k_h, k_w, k_c 分别表示卷积核在高度、宽度和通道方向上的大小; m, n 分别表示在卷积核的高度和宽度方向上遍历; p 表示在输入数据的通道方向上遍历; c 表示在卷积核的通道方向上遍历, $W_{m,n,p,c}$ 表示卷积核在位置 (m,n) 、输入通道 p 和卷积核通道 c 处的权重值; $X_{i+m-\text{floor}(k_h/2), j+n-\text{floor}(k_w/2), p}$ 表示输入数据在位置 $(i+m-\text{floor}(k_h/2), j+n-\text{floor}(k_w/2))$ 和通道 p 处的值; $\text{floor}(k_h/2)$ 表示对 $k_h/2$ 的值向下取整; 表示对 $k_w/2$ 的值向下取整。

全连接层的主要作用是将前面层(例如卷积层提取的特征)提取到的特征进行整合和映射, 它能够局部特征组合成更抽象、更高级的特征表示, 但在实际的神经网络中, 全连接层的输出通常会经过一个非线性激活函数(如 ReLU 等)进行非线性变换, 以实现复杂函数的逼近, 增强模型的表达能力, 以下为神经元的全连接层公式:

$$\hat{Y} = \mathbf{W}X_f + B \quad (3)$$

式中: X_f 表示特征向量; $\mathbf{W}$ 为权重矩阵; B 为偏置向量; $\hat{Y}$ 表示预测值。

均方根误差(E_{RMSE})是一种常用的衡量预测值与真实值之间差异的统计指标, E_{RMSE} 的值越小, 表示预测模型的准确性越高, 以下为均方根误差公式:

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

式中: E_{RMSE} 表示均方根误差; n 为样本数量; y_i 为第 i 个样本的真实值; $\hat{y}_i$ 表示第 i 个样本的预测值。

1.2 卷积神经网络算法

用卷积神经网络算法预测高速公路隧道浅埋段地表下沉值具体步骤如下:

(1) 数据准备, 包括时序监测数据读取与预处理, 划分训练集和测试集, 数据归一化, 数据维度调整。

(2) 构建卷积神经网络模型。

(3) 使用 trainingOptions 函数设置训练参数。

(4) 将训练集数据、构建好的网络模型以及设置好的训练参数作为输入, 使用 trainNetwork 函数对网络进行训练。

(5) 使用训练好的网络分别对训练集数据和测试集数据进行预测, 得到训练集预测结果和测试集预测结果。

(6) 数据反归一化。通过 mapminmax 函数的 reverse 模式, 将训练集预测结果和测试集预测结果反归一化, 得到与原始数据尺度一致的预测值。

(7) 评估模型在训练集和测试集上的预测性能。

(8) 绘制结果图。

2 工程实例

开州至云阳高速(江口—云阳—龙缸段)PPP 项目(简称江龙高速公路项目)栏坪隧道位于重庆市云阳县龙角镇, 为分离式独立双洞长隧道。隧道左右洞长度分别为 2 414.266 m 和 2 434.00 m, 左右线纵面分别为 2.882%、2.75% 的纵坡, 进洞口采用削竹式洞门, 出洞口设计采用端墙式洞门。栏坪隧道所处四川盆地东部平行岭谷区, 为构造剥蚀侵蚀低山区地形地貌。进洞口位置位于斜坡地段, 坡向 340°, 地形坡度为 25°~45°, 左洞进洞口地面高程为 363.76 m, 右洞进洞口地面高程为 363.68 m。出洞口位于长湾沟右岸斜坡坡腰地段, 斜坡坡向 122°, 地形坡度约为 350~45°, 左洞出洞口地面高程为 432.46 m, 右洞出洞口地面高程为 430.66 m。

2021 年 3 月 1 日至 2021 年 4 月 25 日施工期间, 对江龙高速栏坪隧道左线进口 ZK55+031.8 浅埋段进行了监测点布置, 得到 Z01-1 监测点地表下沉实测值如表 1 所示。

表 1 江龙高速栏隧道左线进口 ZK55 + 031.8 浅埋段 Z01 - 1 地表下沉值

日期	沉降/ (mm·d ⁻¹)	日期	沉降/ (mm·d ⁻¹)	日期	沉降/ (mm·d ⁻¹)	日期	沉降/ (mm·d ⁻¹)
3 月 1 日	0.2	3 月 15 日	1.4	3 月 29 日	-1.0	4 月 12 日	-0.3
3 月 2 日	-0.2	3 月 16 日	-0.2	3 月 30 日	0.5	4 月 13 日	-0.6
3 月 3 日	-0.7	3 月 17 日	-0.2	3 月 31 日	-1.9	4 月 14 日	-0.5
3 月 4 日	0.5	3 月 18 日	-1.0	4 月 1 日	-1.8	4 月 15 日	0.1
3 月 5 日	-0.2	3 月 19 日	-0.3	4 月 2 日	-1.9	4 月 16 日	-0.4
3 月 6 日	0.4	3 月 20 日	0.2	4 月 3 日	-2.2	4 月 17 日	-0.2
3 月 7 日	-0.9	3 月 21 日	0	4 月 4 日	0.5	4 月 18 日	-0.4
3 月 8 日	1.4	3 月 22 日	-0.7	4 月 5 日	-1.0	4 月 19 日	0.2
3 月 9 日	-0.2	3 月 23 日	-0.6	4 月 6 日	-0.9	4 月 20 日	0
3 月 10 日	-0.2	3 月 24 日	3.5	4 月 7 日	-0.4	4 月 21 日	-0.1
3 月 11 日	-1.0	3 月 25 日	-1.6	4 月 8 日	-0.9	4 月 22 日	0.3
3 月 12 日	-0.3	3 月 26 日	-0.5	4 月 9 日	-1.1	4 月 23 日	0.2
3 月 13 日	0.2	3 月 27 日	-1.1	4 月 10 日	-0.8	4 月 24 日	0
3 月 14 日	0	3 月 28 日	-2.0	4 月 11 日	-0.8	4 月 25 日	-0.4

高速公路浅埋段地表下沉值应为正值，表 1 中部分地表下沉实测值为负值，说明现场监测点未布置好或者观测存在误差，为确保高速公路浅埋段地表下沉预测不失真，保留此部分数据。以下给出卷积神经网络算法的 MATLAB 实现过程，并由伪代码形式进行表达：

(1) 数据预处理。1) 初始化，包括关闭警告信息、关闭所有图形窗口、清除工作空间变量、清除命令行窗口内容；2) 读取数据；3) 数据分析，包括计算数据样本数量，设定时间序列长度(10)作为输入特征数量，设定预测步长(1)；4) 数据板划分，循环遍历数据，将数据划分为输入特征和预测目标值(res)，同时设定输出维度(1)，设定训练集占比 0.7，计算训练集样本数量和输入特征维度；5) 划分训练集和测试集；6) 数据归一化，对训练集和测试集的输入数据和输出数据分别进行归一化处理；7) 数据维度调整，重塑训练集和测试集的输入数据为合适的维度，转换训练集和测试集的输出数据类型；

(2) 构建网络模型，创建卷积神经网络结构(layers)，输入层维度为[1,1]，第一个卷积层卷积核大小[3,1]，输出为 16 个通道，步长[1,1]，第二个卷积层卷积核大小[3,1]，输出为 32 个通道，步长[1,1]，Dropout 层概率为 0.1。

(3) 参数设置，使用 trainingOptions 设置训练

参数，优化方法 adam，最大训练轮数 800，初始学习率 0.005，学习率调整策略为分段下降，学习率下降因子 0.1，每 600 轮学习率下降，L2 正则化系数为 1×10^{-4} ，每轮训练打乱数据。

(4) 训练模型，使用 trainNetwork 函数训练网络(net)。

(5) 预测，使用训练好的网络预测训练集数据和测试集数据。

(6) 数据反归一化，对训练集和测试集的预测结果进行反归一化处理。

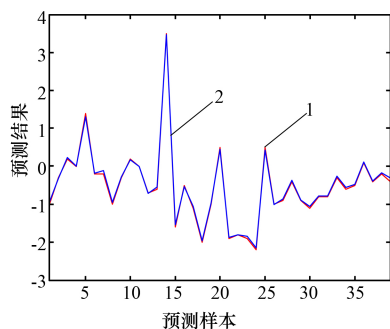
(7) 误差计算，计算训练集和测试集的均方根误差。

(8) 绘图，绘制训练集预测结果与实际值对比图、测试集预测结果与实际值对比图、训练集预测值与实际值的散点图、测试集预测值与实际值的散点图。

3 结果分析

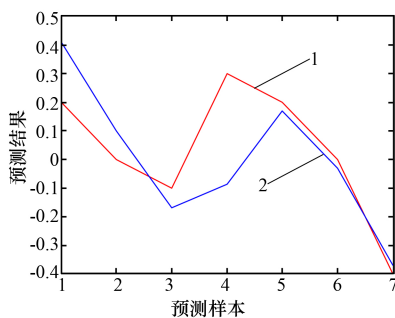
根据 MATLAB 计算得到高速公路隧道浅埋段地表下沉预测值，从训练集预测结果对比(图 1)可知，采用卷积神经网络算法得到的浅埋段地表下沉预测值与实际值高度吻合，均方根误差为 0.043 688，说明训练集的预测值与真实值之间的平均差异很小，训练集的预测模型的准确性极高。而从测试集预测结果对比(图 2)可知，采用卷

积神经网络算法得到的浅埋段地表下沉预测值与实际值基本一致, 均方根误差为 0.173 38, 说明测试集的预测值与真实值之间的平均差异较小, 测试集的预测模型的准确性相对较高。



1—实际值; 2—预测值。

图 1 训练集预测结果对比



1—实际值; 2—预测值。

图 2 测试集预测结果对比

从训练集预测值散点 (图 3) 可知, 训练集预测值基本在对角线附近, 甚至绝大多数数据在对角线上, 这表明测试集预测值与测试集实际值之间差异极小, 而从测试集预测值散点 (图 4) 可知, 大部分测试集散点集中在对角线附近, 这表明测试集预测值与实际值较为接近, 有一些测试集散点偏离对角线较远, 这表明测试集预测值与实际值存在较大差异。

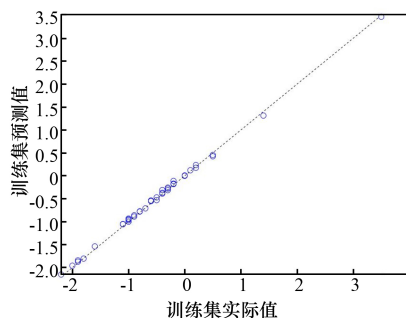


图 3 训练集预测值散点图

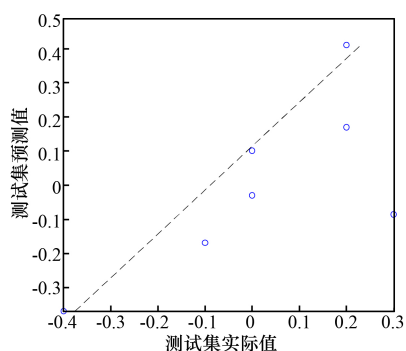


图 4 测试集预测值散点图

4 结 论

(1) 随机选取 70% 的开州至云阳高速项目栏坪隧道浅埋段地表沉降实测数据作为训练集, 计算得到训练集预测的均方根误差为 0.043 688, 表明算法预测精度基本接近 100%, 验证了卷积神经网络算法的可行性。

(2) 本文只考虑时间与沉降值, 未考虑其他诸如围岩等参数指标, 且样本数量较少, 算法可能过度学习训练数据之间关联性, 导致测试数据预测效果可能达不到理想效果。

(3) 高速公路隧道浅埋段地表下沉监控量测, 是隧道施工过程中的重点监控内容, 隧道浅埋段监控量测周期取决于施工速度, 有时甚至长达数月。本文引入卷积神经网络算法, 该算法能够在一定程度上有效解决监控量测周期长的问题, 为研究高速公路隧道浅埋段地表下沉提供重要的理论支撑, 不失为一种可以借鉴使用的方法。

参考文献:

- [1] 张运波, 雷明锋, 肖勇卓, 等. 隧道掌子面节理卷积神经网络智能识别方法[J]. 中国公路学报, 2024, 37(7): 35-45.
- [2] 仇静博, 燕雪峰, 汪俊, 等. 基于全卷积神经网络的单幅隧道图像裂纹提取算法[J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(5): 845-854.
- [3] 鲜晴羽, 仇文革, 王泓颖, 等. 基于卷积神经网络的隧道掌子面图像质量评价方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(3): 563-572.
- [4] 彭凯贝, 孙小明, 陈皓炜, 等. 基于卷积神经网络的火车站语音情感识别方法[J]. 计算机仿真, 2023, 40(2): 177-180+189.

(下转第 74 页)

用以指导施工,得出结论如下。

(1) 针对眼科防治中心大跨悬挑结构,采用临时支撑及高空散拼组合安装的工法具有较好的应用价值,解决了施工难题。对构件进行合理拆分及临时支撑的安拆方法是本工法能够顺利实施的重要环节。对于其余类似项目,本文章提供相关经验可供参考。

(2) 本工程采用数值分析的方法以解决钢梁预起拱及支撑回顶的难题,该方法能够较好地让工程师以更高效、精确和经济的方式应对复杂挑战。根据数值分析结果,用以指导现场钢梁预起拱。当临时支撑位于混凝土板上时,其荷载较大,易对混凝土板产生冲切效应,需要采取回顶或采取构造配筋的方式进行楼板加固。

参考文献:

- [1] 王懂,巨若冰,慕丰丞,等. 大跨度悬挑钢结构施工及临时支撑技术[J]. 施工技术(中英文),2025,54(11):82-87.
 - [2] 喻青桥,曹培伟. 大跨度钢桁架结构施工的质量和安全控制[J]. 工程建设,2020,52(8):64-68.
 - [3] 王晋,马天龙,李玉强,等. 大跨度连廊钢结构临时支撑体系施工阶段计算分析[J]. 建筑钢结构进展,2018,20(3):97-103.
 - [4] 陈达贤,潘文智,赵文雁,等. 双向大跨度悬挑结构拆撑方案对比研究[J]. 施工技术(中英文),2025,54(2):71-75.
 - [5] 陈志为,施宇,张尧. 基于混凝土损伤塑性模型的弯曲损伤 RC/PC 桥梁动力学特性研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2024,51(7):50-61.
-
- (上接第 57 页)
- [5] 李乐天. 基于卷积神经网络的复杂工况下旋转机械故障诊断方法[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2023.
 - [6] 雒伟勃,李龙,汪来,等. 基于残差神经网络的盾构土舱压力预测[J]. 隧道建设(中英文),2024,44(11):2171-2180.
 - [7] 姜炜,宋仁杰,伍毅敏,等. 基于融合时空注意力机制的掌子面前方围岩 1D-CNN 预测[J]. 隧道建设(中英文),2025,45(10):1906-1918.