

基于机器学习的地下溶洞空间形态 对地面沉降影响的分析与预测*

高燕^{1,2}, 吴晓东^{1,2}, 田嘉逸^{1,2}

1. 中山大学地球科学与工程学院, 广东 珠海 519082
2. 南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海), 广东 珠海 519082

摘要: 为了解工程活动对含地下岩溶的地基造成的地面沉降规律, 本文采用有限元数值模拟, 分析荷载作用下含不同形式溶洞的地基的地面沉降响应。分析了溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载 4 个主要因素对地面沉降的影响。研究表明, 溶洞发育尺度越大、埋深越浅、形状系数越小、荷载越大, 产生的地面沉降越大, 地面沉降曲线形状均为钟形, 且符合高斯分布规律; 通过灰色关联法计算分析表明溶洞的发育尺度与形状对最大地表沉降值的灵敏度较高, 即溶洞的几何形状对地面沉降有重要影响。通过深度神经网络对有限元计算得到的地面沉降曲线进行训练, 训练后的模型预测值与计算值误差在 5% 以内, 深度神经网络可作为预测含溶洞地基在工程建设引发的地面沉降的一种有效方法。

关键词: 地面沉降; 地下溶洞; 灰色关联法; 机器学习; 深度神经网络

中图分类号: TU478 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2023)02-0083-10

Analysis and prediction of the ground subsidence due to the spatial form of underground karst caves based on machine learning

GAO Yan^{1,2}, WU Xiaodong^{1,2}, TIAN Jiayi^{1,2}

1. School of Earth Sciences and Engineering, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China
2. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory(Zhuhai), Zhuhai 519082, China

Abstract: In order to understand the characteristics of ground subsidence with underground karst caves caused by engineering activities, the numerical simulation based on the finite element method is adopted to analyze the ground subsidence response containing different forms of underground caverns subjected to vertical load. The influence of dimension, depth, shape of underground cavern and magnitude of the vertical load are explored separately. The results show that the larger the size of underground cavern, the shallower the buried depth, the larger the shape coefficient, and the larger the load, the larger the ground subsidence generated. The shapes of the ground subsidence curves are all bell-shaped and conform to the Gaussian distribution law. The grey correlation analysis shows that the size and shape of underground cavern are sensitive to the maximum ground subsidence value. That is, the geometry of underground cavern has an important effect on the ground subsidence. The land subsidence curves obtained by the numerical simulation are trained through the deep neural network. The error between the predicted value and the calculated value after training is within 5%. The deep neural network can be used as an effective method to predict the ground subsidence caused by the construction of the founda-

* 收稿日期: 2022-04-08

录用日期: 2022-05-30

网络首发日期: 2022-09-19

基金项目: 国家自然科学基金(42072295, 41807244); 广东省创新创业团队项目(2017ZT07Z066)

作者简介: 高燕(1984年生), 女; 研究方向: 宏微观结构性、智能监测、地下工程; E-mail: gaoyan25@mail.sysu.edu.cn

tion with underground karst caves.

Key words: ground subsidence; karst cave; grey correlation analysis; machine learning; deep neural network

岩溶,亦称喀斯特,是指具有溶蚀力的水对可溶性岩石进行溶蚀等作用所形成的地表和地下形态的总称,一般指碳酸盐岩分布地区或存在流经石灰岩的地下水所特有的地貌现象。中国是世界上岩溶分布面积最广国家之一,具有分布面积大、地貌多种多样、生物生态丰富等特点,而且分布较为集中。岩溶存在于我国 23 个省区,总分布面积达到 34 万 km^2 。溶洞是一种常见岩溶作用产物,作为岩溶作用的产物,溶洞洞壁周围土体的应力在工程机械扰动后,会使溶洞周边土体产生破坏,严重则造成地面沉降或者塌陷。地面沉降会损失地面高程,使洪涝灾害加剧,防洪、排涝工程效能下降;地面沉降特别是不均匀沉降破坏建筑物地基,导致建筑物下沉变形、开裂乃至破坏,破坏市政供气供水管线,导致水井等设施报废。

地下溶洞引发的地面沉降是多种因素共同作用的结果,其主要因素为构造运动、岩土体性质、地下水、外部荷载、洞顶板厚度、溶洞跨度、洞室形态等。学者们采用理论分析、模型试验、数值模拟等方法研究了溶洞对围岩的影响。在理论分析方面,通过不同方法分析了岩溶顶板稳定性,如,弹性理论与格里菲斯屈服准则(刘之葵等,2003),模糊数学和模糊能度可靠性理论分析(曹文贵等,2009),格里菲斯与莫尔判据(赵明华等,2009),结构力学和双向板分析理论(张永杰等,2019)。研究表明洞室埋深越小、土体物理力学性质越差、地下水位越浅、洞室跨度越大,越易发生地面沉降。在数值模拟方面,亦表明地下洞室尺寸越大,地表不均匀沉降越明显(翟淑花等,2012),地下洞室埋深越浅和尺寸越大,地面沉降会出现先快速增加后平缓的过程(陶连金等,2015)。吴琦等(2019)和冀星光等(2021)基于有限元数值模拟,并采用灰色关联法计算分析表明不同影响因素对地面沉降的贡献不同,地下洞室覆跨比、土体内摩擦角、地表荷载、土的黏聚力、弹性模量、洞室高度、洞室跨径对地面沉降的影响灵敏度依次减小。在模型试验方面,余乐等(2013)采用平面应变模型实验研究椭圆形地下洞室的形状因素对地面沉降的影响,并通过空洞安

全系数计算与灰色关联分析,认为洞室轴长、长短轴之比、覆跨比、自身倾角对地面沉降的影响依次降低;张成平等(2015)使用模型实验研究管线渗漏水对地面沉降的影响,认为管线渗水范围为地面沉降的主要影响因素,渗漏水范围越大地面沉降越大。时刚等(2020)采用室内缩尺模型实验进行分析,发现洞室尺寸越大,地面沉降越大,洞室埋深越大,地表沉降越小。高程鹏(2021)采用模型试验分析循环荷载作用下地下洞室对地面沉降的影响,认为动荷载作用下地面沉降与土体裂缝发展呈三阶段规律。

自然条件下溶洞形态具有各向异性、高不规则度、高突变性等特点(孙尚渠等,2019),在理论分析、数值模拟或模型试验手段,一般都将溶洞简化为球体或方体,若能够进一步考虑溶洞的几何形态,将有助于了解溶洞对地面沉降的影响规律。本文基于有限元数值模拟,探究在外部荷载作用下溶洞空间形态特征对地面沉降的影响,厘清不同影响因素对地面沉降的灵敏度,并结合机器学习,对地面沉降进行合理预测。

1 不同空间形态溶洞在均布荷载作用下引起的地面沉降特征

本文针对溶洞的空间形态因素(发育尺度、埋深、形状)以及荷载共 4 个因素对地面沉降的影响,通过设计不同工况的有限元数值模拟,探讨单个因素对地面沉降的影响。其中,溶洞发育尺度采用等效圆半径 R (面积相同的等效圆半径)表示,溶洞埋深 H 为溶洞中心到地面的距离;溶洞形状系数采用扁平度 AR 表征,即椭圆短半径和长半径之比,当 $AR=1$ 时为标准圆;外部荷载简化为均布荷载。

1.1 数值计算模型

有限元数值模拟过程中,将溶洞形状简化为椭圆,有限单元法是在有限的区域内对结构进行离散,为了使离散产生的误差较小,需要采取较大的计算范围,考虑计算效率的情况下,建立竖直和水平计算范围为 100 m 的模型(见图 1)。模型边界条件采用位移边界,下边界施加完全固定边界,左右边界施加水平固定边界。在模型上边界

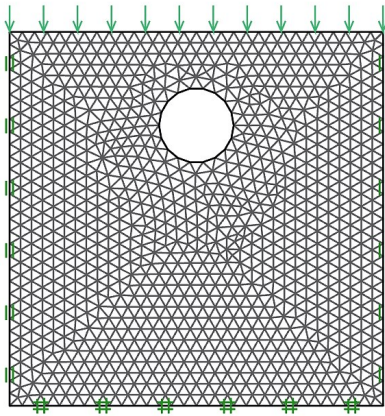


图1 有限元计算模型

Fig. 1 Simulation model based on finite element method

(地面)施加均布荷载, 土的本构模型采用摩尔库伦模型, 弹性模量 $E=40$ GPa, 泊松比 $\nu=0.27$, 内聚力 $=3.4$ MPa, 内摩擦角 $=33^\circ$, 溶洞碳酸岩(灰岩)参数综合参考前人研究成果确定(滑帅, 2014; 孟庆山等, 2005; 张慧乐等, 2013a; 张慧乐等, 2013b; 张智浩等, 2013; 赵明华等, 2017; 孙映霞等, 2013)。有限元中不同数量的单元格划分, 会影响计算结果的绝对数值(如图2)。由图2可见, 同一工况条件下, 单元划分数量越多, 代表性地面点(模型上边界中点)计算得到的沉降逐渐趋于稳定。综合考虑计算精度和计算成本, 将单元划分数量设为8 000。

1.2 单因素对地面沉降影响

分别设置溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载等4个参数的不同值, 其他参数不变; 再通过有限元计算, 获得地表的沉降曲线, 探讨单因素的影响。

1.2.1 溶洞埋深(H) 计算中设定溶洞半径 $R=$

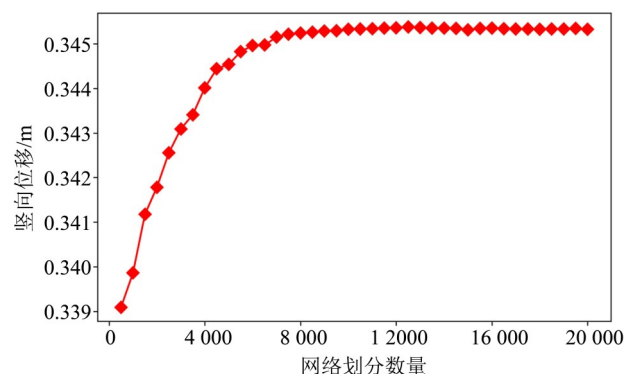


图2 代表性地面点沉降与单元数量关系图

Fig. 2 The relationship between ground subsidence and element number

10 m, 溶洞形状为圆形($AR=1$), 荷载为12 MPa, 溶洞埋深分别为80、75、70、65、60、55、50、45、40、35、30、25、20和15 m, 计算得到的沉降曲线与溶洞埋深关系图(图3)。由图3可见, 溶洞埋深越小, 发生的地面沉降越大; 地面沉降的影响范围: 水平方向约4倍洞室半径, 竖直方向约3.5倍洞室半径。以中心点最大沉降值为表征, 由图3中的小图表征可见, 随着溶洞埋深的减小, 地面沉降会出现突然的增大, 对于本文中数值模拟工况, 当溶洞埋深小于20 m时地面沉降明显增大。不同实际工况对应的临界埋深不同。

1.2.2 溶洞尺寸 计算中设定溶洞埋深为25 m ($H=25$ m), 溶洞形状为圆形($AR=1$), 荷载为12 MPa, 溶洞半径 R 分别设置为1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13和14 m。计算得到的沉降曲线与溶洞尺度关系如图4。可见, 溶洞尺度越大, 发生的地面沉降越大, 地面沉降的影响范围: 水平方向为3.6倍洞室半径、竖直方向为4.3倍洞室半径。以中心点最大沉降值为表征, 随着溶洞尺寸的增大, 地面沉降呈现非线性加速增加, 对于本文中数值模拟工况, 当溶洞半径大于10 m时地面沉降明显增大。

1.2.3 溶洞形状系数 计算中设定溶洞埋深 $H=25$ m, 溶洞半径 $R=10$ m, 溶洞形状为圆形($AR=1$), 荷载为12 MPa, 溶洞形状系数 $AR=0.36$ 、0.42、0.49、0.56、0.64、0.72、0.81、0.9或1.0, 计算得到的沉降曲线与溶洞形状系数关系图(图5)。由图可以看出, 溶洞越扁, 地面沉降越大, 地面沉降的影响范围为水平方向4倍洞室半径、竖直方向13倍洞室半径。以中心点最大沉降值为表征(图5内置图), 可见随着溶洞形状系数的减小, 地面沉降呈现非线性加速增加, 对于本文中数值模拟工况, 当溶洞形状系数小于0.6时地面沉降明显增大。

1.2.4 荷载大小 计算中设定溶洞埋深 $H=25$ m, 溶洞半径 $R=10$ m, 溶洞形状为圆形($AR=1$), 计算荷载大小分别为1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12 MPa, 计算得到的沉降曲线与荷载大小关系图(见图6)。由图6可知, 荷载越大, 地面沉降越大, 地面沉降的影响范围为水平方向4倍洞室半径、竖直方向5倍洞室半径。以中心点最大沉降值为表征(图6内置图), 可见随着外部荷载的增加, 地面沉降呈现线性增加, 即在未发生塑性变形与破坏前, 外部荷载与地面沉降呈线性正相关。

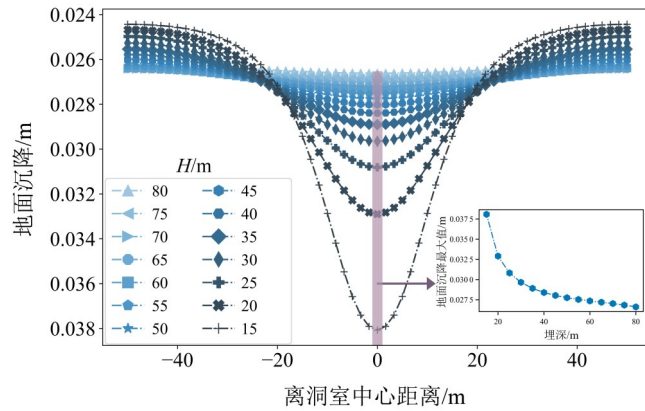


图3 地面沉降曲线与溶洞埋深关系图

Fig. 3 Relationship between ground subsidence and the buried depth of karst cave

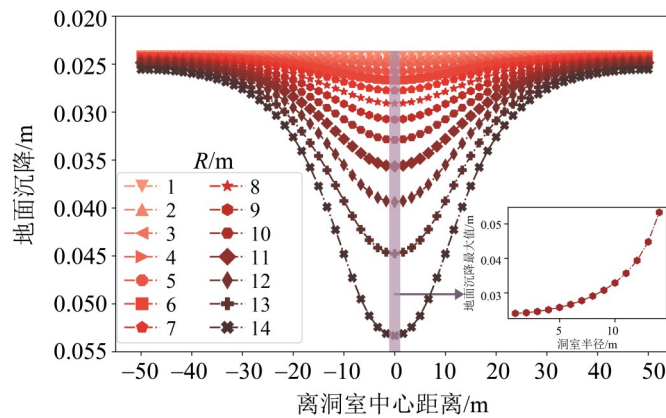


图4 地面沉降曲线与溶洞尺度关系图

Fig. 4 Relationship between ground subsidence and the radius of karst cave

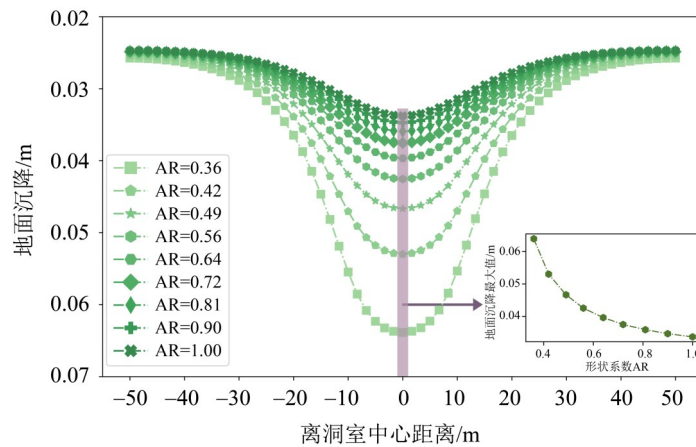


图5 沉降曲线与溶洞形状系数关系图

Fig. 5 Relationship between ground subsidence and the shape of karst cave

1.3 地面沉降的曲线特征

溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载等4个单因素的有限元数值计算结果表明，地面沉降曲线形状均为钟型，符合高斯分布规律，且越靠近沉降中心其沉降值越大，沉降中心两侧的沉降基本

一致，与 Peckralph(1969)通过大量实测数据研究分析后得出横向沉降槽符合正态分布，因而，可采用高斯函数

$$f(x) = a \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right) + d$$

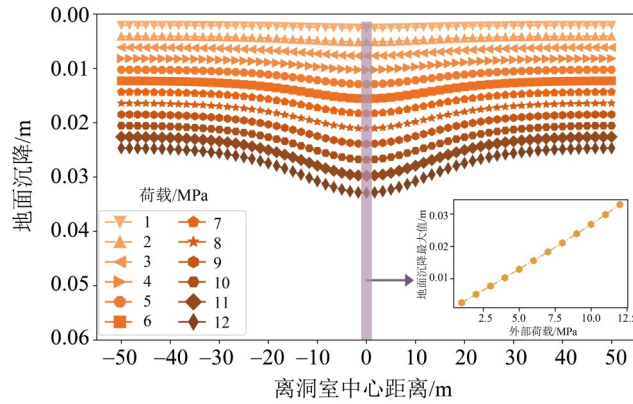


图 6 地面沉降曲线与荷载大小关系图

Fig. 6 Relationship between ground subsidence and external load above karst cave

表征地面沉降曲线, 式中 x 为水平位置坐标, a 、 b 、 c 、 d 为特征参数值。其中, a 为高斯曲线的峰值, 对应地面沉降曲线上的最大值与最小值之差, a 越大即沉降曲线越高; b 为地面沉降最大值的横坐标, 在本文模型中左边界为 x 轴 0 点, $b-50$ 即为沉降最大值距洞室中心的水平距离, b 与 50 差的绝对值越大即沉降最大值越偏离洞室中心; c 为高斯函数中的标准差, 控制“钟”的宽度, c 越大, 即“钟”越宽; d 为地面沉降曲线的基础值, d 越大, 其地表基础沉降越大。

溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载对沉降曲线特征值的影响如图 7 所示。为便于观察, 将溶洞的 4 个参数进行了归一化, 即均除以各自的最大值。由图 7 可见, 对于对称性洞室, 其空间形态与外部荷载, 对地面沉降最大值位置 (b) 几乎没有影响, 地面沉降最大值始终发生在洞室中心点。洞室的埋深 (H) 对沉降的水平分布 (c) 有较大影响, 埋深越浅, 沉降越集中。沉降曲线的基础值 d 随外部荷载的增加而增加, 其他因素对 d 影响可忽略。溶洞的 4 个参数与 a 密切相关, 均影响沉降的最大

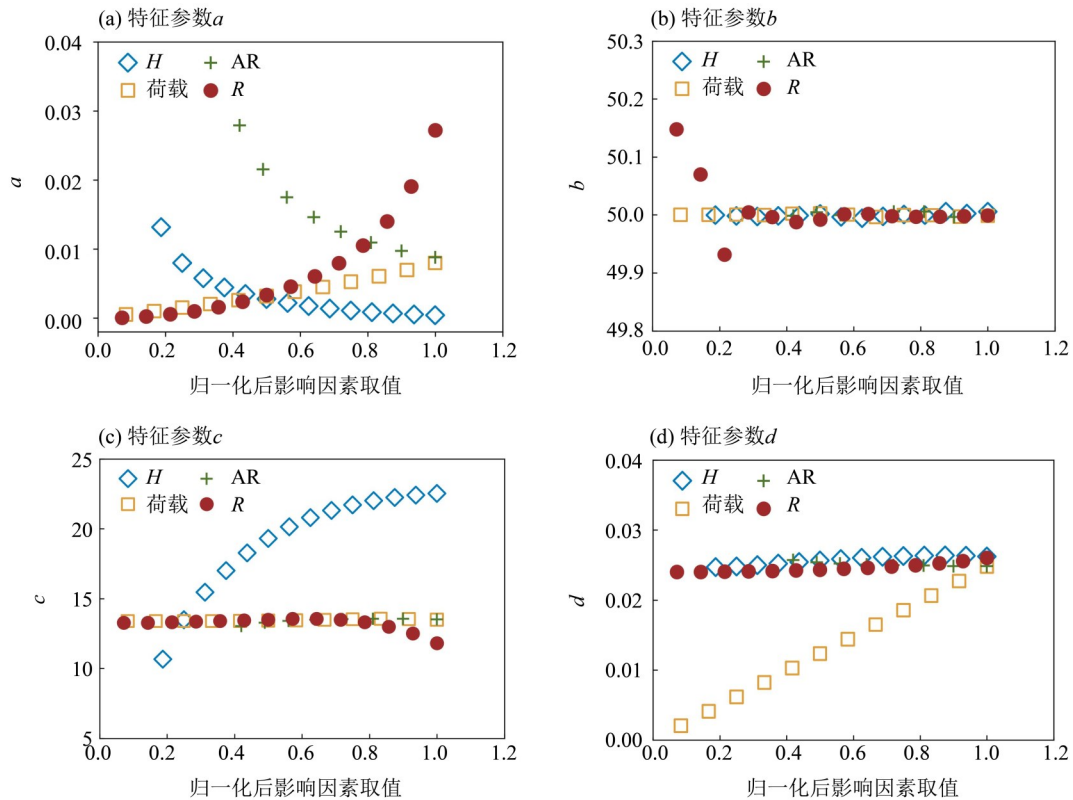


图 7 不同因素对沉降曲线特征参数的影响

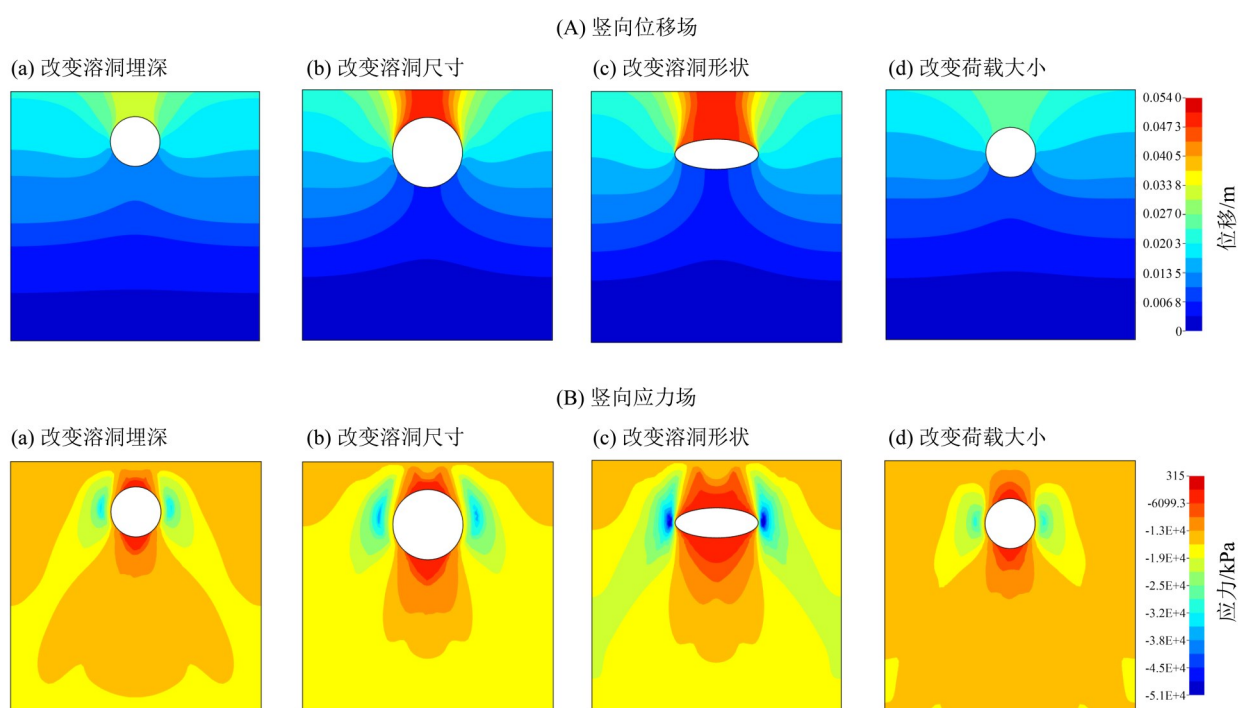
Fig. 7 Influence of different factors on characteristic parameters of settlement curve

值,即荷载越大、洞室尺寸越大、埋深越浅、形状越扁平,地面沉降越严重。

1.4 不同因素对地面沉降响应的灵敏性

以各参数下地表变形最大的情况为代表,4个参数在荷载作用下的位移场和应力场如图8所示。由图8可见,溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载4个因素对地基应力场与位移场的影响范围与趋势一致。总体而言,对包含溶洞的岩土体施加均布荷载,其产生的位移以溶洞为中心向两侧减少,越靠近溶洞位移中心,其产生的位移越大;地表会形成“漏斗型”沉降曲线;发生变形的位

要集中在溶洞的上方和左右两侧,溶洞下方超出一定距离后的岩土体基本不发生变形,即溶洞对岩土体变形的影响范围有限。通过观察应力场发现,溶洞的顶部和底部产生拉应力,溶洞的两侧产生压应力,溶洞形状在荷载作用逐渐趋向扁平。溶洞的4个参数仅影响了应力场与位移场的绝对值大小,通过应力场与位移场大小的分布,可直规定性判断溶洞的发育尺度与形状对位移场与应力地影响较大;埋深次之,荷载最小。以下通过深入计算确定溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载4个单因素对地面沉降的灵敏度。



均取地表变形最大的情况为代表,即溶洞埋深为20 m、溶洞尺寸为14 m、荷载为12 MPa、溶洞形状系数为0.36。

图8 不同因素下溶洞周围地层在荷载作用下的位移场与应力场

Fig. 8 Displacement and stress fields around karst cave under different conditions subjected to external loading

采用灰色关联法计算分析溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载4个参数对a、b、c、d和最大地表沉降值的灵敏度影响。灰色关联分析的基本思想为通过确定参考数据列和若干数据列的几何形状相似程度来判断其联系是否紧密,若两个因素变化趋势具有一致性,则称二者关联程度较高,用于判断各因素对结果的影响程度。其基本步骤为对原始因素数据进行无量纲化处理,计算关联数、关联度,以及根据关联度大小对各因素进行排序。本文采用GM(1,N)模型计算关联度,结果如表1所示。可见,不同参数对a的影响灵敏度依次为:尺寸>形状>埋深>荷载,即对地表沉降曲线

极值之差影响最大的是洞室尺度;不同参数对b的影响灵敏度依次为:形状>尺寸>埋深>荷载;不同参数对c的影响灵敏度依次为:形状>尺寸>埋深>荷载,即形状参数对沉降影响范围影响最大;不同参数对d的影响灵敏度依次为:形状>尺寸=埋深=荷载,即对沉降曲线最小值影响最大是形状参数。不同参数对最大地表沉降值得影响灵敏度依次为:形状>尺寸>埋深>荷载,即溶洞几何形状对地面沉降有重要影响,在考虑含溶洞地基工况时应将溶洞形状纳入考虑因素中。以下基于沉降特征曲线(特征参数)对地面沉降进行预测。

表 1 灰色关联度结果
Table 1 Results obtained by the method of grey correlation degree

项目	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	最大地表沉降值
埋深	5.69×10^{-6}	0.015 1	0.003 0	7.56×10^{-6}	2.90×10^{-5}
尺寸	3.33×10^{-5}	0.218 0	0.0611	1.55×10^{-5}	2.00×10^{-4}
形状	8.44×10^{-5}	1.460	0.297 4	7.00×10^{-4}	7.00×10^{-4}
荷载	7.90×10^{-10}	8.96×10^{-7}	4.58×10^{-6}	4.46×10^{-7}	6.62×10^{-8}

2 机器学习预测地面沉降

地面沉降是很多种影响因素的非线性综合结果, 由于这种关系不能简单用线性关系或者权重系数来表示, 而人工神经网络使用非线性激活函数, 多层网络结构中包含大量可调节的参数, 凭借梯度下降算法发现隐藏在大量训练数据中的非线性关系, 通常可获得适用的精度。近年来, 人工神经网络和其他机器学习方法被广泛应用在工程和力学领域。樊琨等(1998)、周建春等(2004)和金长宇等(2006)将人工神经网络运用在岩体力学参数反演; 吴剑国等(1998)、高行山等(2000)和张义民等(2005)将人工神经网络运用在工程结构优化领域; 陈昌彦等(2001)、林鲁生等(2002)和夏元友等(2004)将人工神经网络运用在边坡稳定性分析中。深度神经网络与浅层神经网络相比, 具有更好的学习效果, 多隐藏层的人工神经网络具有优异的特征学习能力, 对数据具有更本质的刻画(Hinton et al., 2006; Bengio, 2009; Bengio et al., 2013; Brahma et al., 2016; Lin et al., 2017; Heaton et al., 2018)。

2.1 人工神经网络基本原理

人工神经网络基本思想为建立一个包含大量参数未定的人工神经元的神经网络结构, 通过梯度下降算法寻找使得误差函数最小的最优网络参数组合。人工神经网络由输入层、隐藏层、输出层组成, 其基本结构如图 9 所示。网络中的一个圆代表一个神经元, 两个神经元之间的连接称为权重, 神经元的值由上一层神经元与权重计算得到, 如

$$\sigma_j^l = f \left\{ \sum_{i=1}^{n_{l-1}} (W_{ji}^{l-1} \cdot \sigma_i^{l-1} + b_j^{l-1}) \right\},$$

其中 σ 代表神经元, w 为权重, b 为偏差, f 为激活函数。神经网络的学习训练过程由输入信号正向传递和误差反向传播两部分组成; 输入信息向前传递到计算层得到输出信息, 与期望信息产生误差, 误差从输出层到隐藏层到输入层反向传播,

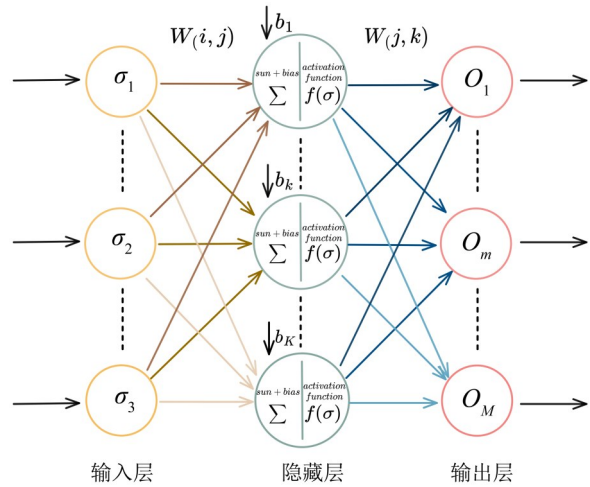


图 9 人工神经网络基本结构

Fig. 9 Basic structure of artificial neural network

向着减少输出信息与期望信息的误差进行优化训练, 修正各个神经元的连接权重和偏差。随着训练进行, 神经网络结构得到的输出信息与期望信息不断接近, 循环直到误差在允许范围之内。

2.2 数据准备

将 H 、 R 、 AR 和荷载等 4 个因素分别设置为不同的值计算相应的地面沉降, 共得到 5 000 种工况的地面沉降曲线结果, 为神经网络计算的数据集。将所有数据以 8:2 的比例划分为训练数据和测试数据, 用训练数据对神经网络进行训练, 测试集数据用于检验神经网络的精度和泛化能力, 不参与训练。

人工神经网络中, 输入特征值为 H 、 R 、 AR 和荷载大小 4 个参数, 采用提取沉降曲线特征值作为输出标签值, 即高斯函数中的 a 、 b 、 c 、 d 参数值。由于输入特征值数据的量级相差较大, 归一化处理之后的数据可以统一放缩在一个区间内, 从而避免各量纲的学习偏差问题, 并且, 归一化处理之后的数据能够提升模型训练效率、加快模型收敛速度、提升模型稳定性。考虑训练效果和计算时长, 对输入特征值进行极值标准化, 如

$$x' = \frac{(x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})}$$

其中 x 为特征值, x_{\max} 为特征最大值, x_{\min} 为特征最小值。

2.3 网络结构模型

通过搭建如图 10 神经网络预测地面沉降模型。输入层有 4 个神经元, 分别是 H 、 R 、 AR 和

荷载。输出层有 4 个神经元, 分别是地面沉降曲线的特征参数 a 、 b 、 c 、 d 。隐藏层有 8 层, 分别有 64、56、48、40、32、24、16、8 个神经元。激活函数采用 Sigmoid-weighted Linear Unit (SiLU)

$$f(x) = x \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

神经网络优化器采用 Adam 优化器。误差函数采用绝对误差(L1loss), 学习率设置为 0.000 1。

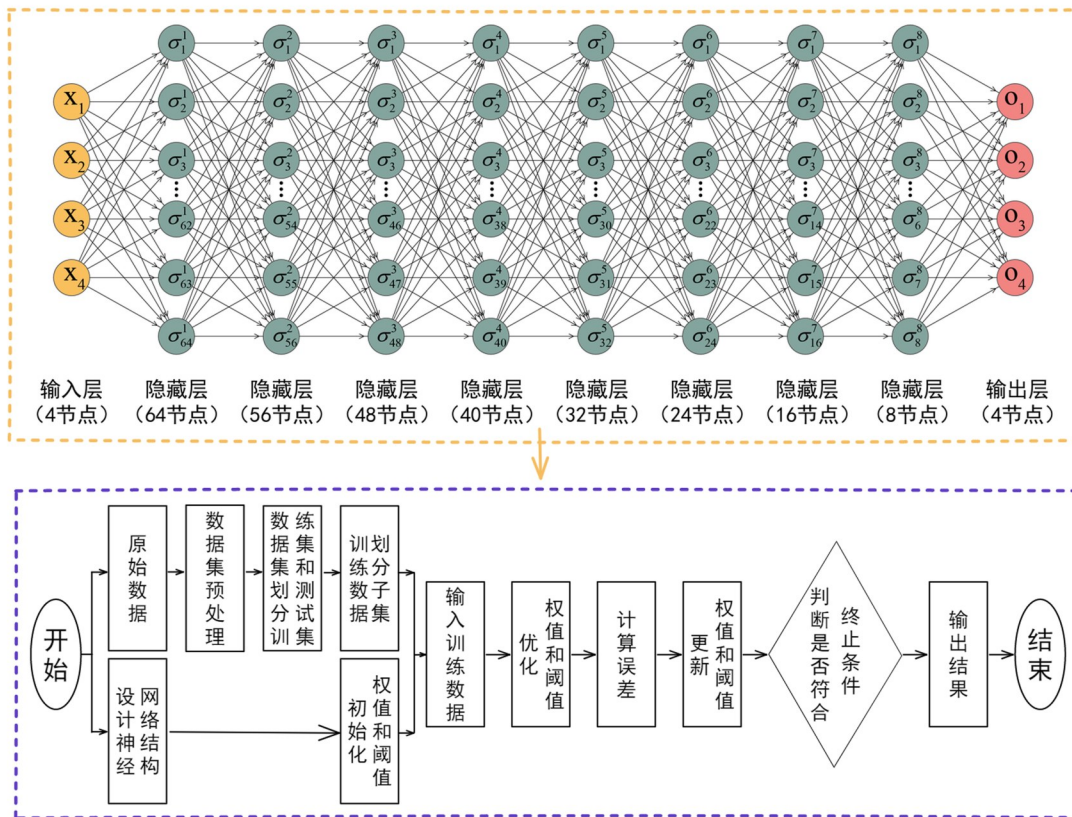


图 10 溶洞产生地面沉降的人工神经网络预测模型

Fig. 10 Artificial neural network prediction model of ground subsidence caused by karst cave

2.4 评价性能

在神经网络训练结束后, 用测试数据进行验证该神经网络模型的泛化能力和精度。用神经网络预测得出的测试数据对应 a 、 b 、 c 、 d 特征值, 还原出相应的沉降曲线, 与通过有限元数值模拟计算得到的沉降曲线进行比较, 测试集平均相对误差为 3.34%, a 、 b 、 c 、 d 的预测误差如图 11 所示。不同点代表不同算例有限元模拟计算得到的特征值, 误差棒长度代表神经网络预测的特征值与有限元模拟计算的特征值之差。从中可以看出训练后的神经网络对 4 个沉降曲线特征值的预测大部分都有良好的效果, 而在个别算例中预测的特征值与实际特征值有一定的误差。由图 11 发现,

特征值 d 的预测误差最小, 即训练得到的神经网络能够较好捕捉到地面的基础沉降特征。

3 结论

本文有限元计算含溶洞地基在荷载作用下的地面沉降响应, 探究了溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载 4 个因素对地面沉降的影响, 并基于机器学习进行地面沉降预测, 主要结论如下:

- 1) 地基发生形变位置主要集中在溶洞的上部和两侧, 溶洞下方发生的形变较小; 溶洞上侧和下侧产生拉应力, 溶洞左右两侧产生压应力。溶洞的发育尺度越小、溶洞埋藏越深、形状越趋向圆形时, 在荷载作用下产生的地面沉降越小;

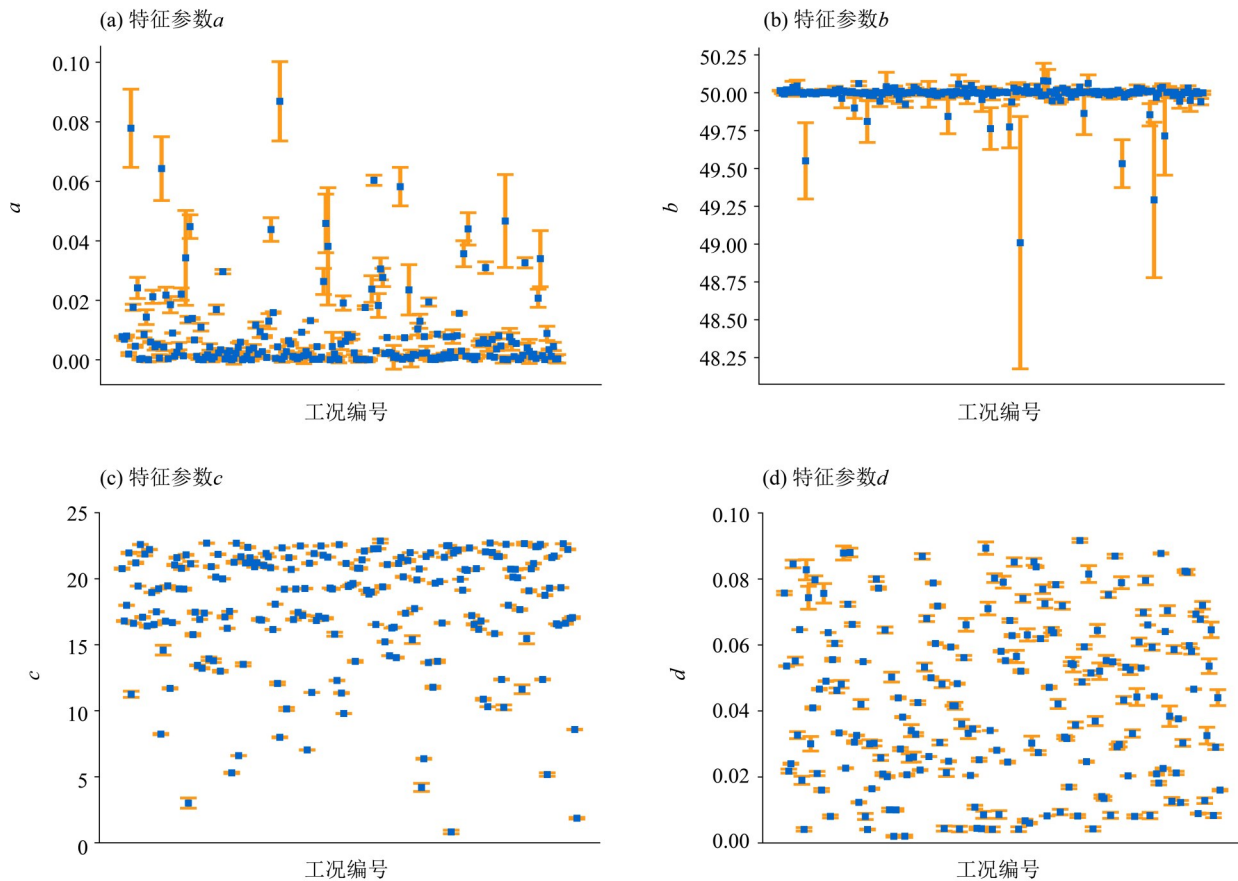


图11 神经网络对测试集特征参数的预测误差图

Fig. 11 Prediction error of neural network for characteristic parameters

反之,产生的地面沉降越大。

2) 均布荷载作用下,具有地下溶洞的地面沉降曲线呈“钟”形,符合高斯分布,能够采用高斯曲线的4个特征值(a 、 b 、 c 、 d)表征曲线的具体形状。通过灰度分析法分析发现,溶洞的发育尺度、埋深、形状、荷载等4个因素对 a 、 b 、 c 、 d 和最大地面沉降值影响的灵敏度不同,对最大地面沉降值的影响灵敏度依次为:形状>尺寸>埋深>荷载,说明溶洞的几何形态对地面沉降有重要影响。

3) 通过5 000种不同工况的计算,以溶洞的

发育尺度、埋深、形状、荷载等4个因素作为输入特征,特征值 a 、 b 、 c 、 d 为输出特征,搭建深度神经网络,进行神经网络训练。发现神经网络预测曲线与有限元计算沉降曲线之间的平均相对误差为3.34%,证明了预测模型的有效性,亦说明能够采用深度神经网络进行地面沉降预测。

本文研究着重溶洞形态对地面沉降的影响,若将研究范围扩大,需要考虑更多的影响因素,进行更全面深入的研究。

参考文献:

- 曹文贵,颜艳芬,张永杰,2009.基桩桩端岩溶顶板稳定性模糊能度可靠性分析方法[J].岩石力学与工程学报,28(1):88-94.
- 陈昌彦,王思敬,沈小克,2001.边坡岩体稳定性的人工神经网络预测模型[J].岩土工程学报,23(2):157-161.
- 翟淑花,郑建春,邢涛,2012.地下空洞演化对既有地下管线的影响分析[J].给水排水,48(S1):436-438.
- 樊琨,刘宇敏,张艳华,1998.基于人工神经网络的岩土工

- 程力学参数反分析[J].河海大学学报,26(4):98-102.
- 高程鹏,2021.循环动荷载下伏空洞路面塌陷的模型试验研究[J].水文地质工程地质,48(1):70-77.
- 高行山,李红达,叶天麒,2000.结构分析和设计中神经网络计算研究评述[J].计算力学学报,17(2):223-228.
- 滑帅,2014.广东岩溶区某输电塔桩基稳定性数值模拟分析[J].中国岩溶,33(1):44-50.
- 冀星光,王云卿,胡庆雨,等,2021.基于灰色关联法的地下

- 空洞引发路面塌陷影响因素的灵敏度分析[J]. 建筑安全, 36(8): 42-47.
- 金长宇, 马震岳, 张运良, 等, 2006. 神经网络在岩体力学参数和地应力场反演中的应用[J]. 岩土力学, 27(8): 1263-1266+1271.
- 林鲁生, 冯夏庭, 白世伟, 等, 2002. 人工神经网络在边坡位移预测中的应用[J]. 岩土力学, 23(4): 508-510.
- 刘之葵, 梁金城, 朱寿增, 等, 2003. 岩溶区含溶洞岩石地基稳定性分析[J]. 岩土工程学报, 25(5): 629-633.
- 孟庆山, 汪稔, 2005. 碳酸盐岩的声波特性研究及其应用[J]. 中国岩溶, 24(4): 344-348.
- 时刚, 王宇斌, 武天仪, 等, 2020. 交通荷载下城市路面塌陷问题的试验研究[J]. 地下空间与工程学报, 16(4): 1202-1209.
- 孙尚渠, 2019. 复杂形态溶洞精细化表征及其对盾构隧道施工围岩稳定性的影响研究[D]. 济南: 山东大学.
- 孙映霞, 张智浩, 张慧乐, 2013. 岩溶区桩基稳定性影响参数敏感性分析[J]. 地下空间与工程学报, 9(2): 297-303.
- 陶连金, 袁松, 安军海, 2015. 城市道路地下空洞病害发展机理及对路面塌陷的影响[J]. 黑龙江科技大学学报, 25(3): 289-293.
- 吴剑国, 赵丽萍, 1998. 工程结构优化的神经网络方法[J]. 计算力学学报, 15(1): 69-74.
- 吴琦, 崔孝飞, 王洪建, 2019. 地下空洞塌陷影响因子的灵敏度分析[J]. 能源与环保, 41(3): 1-4+81.
- 夏元友, 熊海丰, 2004. 边坡稳定性影响因素敏感性人工神经网络分析[J]. 岩石力学与工程学报, 23(16): 2703-2707.
- 余乐, 2013. 城市地层不同形态空洞失稳破坏机制的试验研究[D]. 北京: 北京交通大学.
- 张成平, 岳跃敬, 王梦恕, 2015. 隧道施工扰动下管线渗漏水对地面塌陷的影响及控制[J]. 土木工程学报, 48(S1): 351-356.
- 张慧乐, 马凛, 张智浩, 等, 2013a. 岩溶区嵌岩桩承载特性影响因素试验研究[J]. 岩土力学, 34(1): 92-100.
- 张慧乐, 张智浩, 王述红, 等, 2013b. 岩溶区嵌岩桩的试验研究与分析[J]. 土木工程学报, 46(1): 92-103.
- 张义民, 张雷, 2005. 结构系统可靠性优化设计的神经网络方法[J]. 计算力学学报, 22(3): 257-261.
- 张永杰, 邓俊强, 杨兴山, 等, 2019. 考虑溶洞空间形态的岩溶桩基稳定性分析方法[J]. 中国公路学报, 32(1): 37-45.
- 张智浩, 张慧乐, 马凛, 等, 2013. 岩溶区嵌岩桩的破坏模式与工程设计探讨[J]. 岩石力学与工程学报, 32(S2): 4130-4138.
- 赵明华, 肖尧, 徐卓君, 等, 2017. 岩溶区嵌岩桩桩端承载力研究[J]. 岩土工程学报, 39(6): 1123-1129.
- 赵明华, 张锐, 胡柏学, 等, 2009. 岩溶区桩端下伏溶洞顶板稳定性分析研究[J]. 公路交通科技, 26(9): 13-16, 31.
- 周建春, 魏琴, 刘光栋, 2004. 采用BP神经网络反演隧道围岩力学参数[J]. 岩石力学与工程学报, 23(6): 941-945.
- BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P, 2013. Representation learning: A review and new perspectives[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 35(8): 1798-1828.
- BENGIO Y, 2009. Learning deep architectures for AI [M]. Boston: Now Publishers.
- BRAHMA P P, WU D, SHE Y, 2016. Why deep learning works: A manifold disentanglement perspective[J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 27(10): 1997-2008.
- HEATON J, 2018. Ian Goodfellow, yoshua bengio, and Aaron courville: Deep learning[J]. Genet Program Evolvable Mach, 19(1/2): 305-307.
- HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R, 2006. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 313(5786): 504-507.
- LIN H W, TEGMARK M, ROLNICK D, 2017. Why does deep and cheap learning work so well? [J]. J Stat Phys, 168(6): 1223-1247.
- PECK R, 1969. Deep excavations and tunnelling in soft ground[C]// Proceedings of 7th ICSMFE. Mexico.

(责任编辑 秦社彩)