

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20210429003

基于神经网络方法的FRP增强混凝土断裂 研究新思路*

范向前^{1,2}, 刘决丁^{1,3}, 史晨雨¹, 葛菲¹

(1. 南京水利科学研究院水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 江苏 南京 210024;
2. 水安全与水科学协同创新中心, 江苏 南京 210024; 3. 天津大学建筑工程学院, 天津 300350)

摘要: 纤维增强复合材料(FRP)作为一种新型的增强加固材料,由于其强度高、质量轻、耐腐蚀、耐疲劳、与混凝土粘结性能好以及便于施工等诸多优点,在混凝土结构修复加固领域得到了广泛的应用。近年来,随着人工智能(AI)的逐渐兴起,机器学习(ML)作为实现AI的一种途径,在水利、建筑等各行各业也得到了长足的发展。首先简单介绍了ML的基本原理,并通过对ML在混凝土结构工程中应用的系统回顾与总结,指出了传统试验和数值模拟分析中FRP增强混凝土断裂研究存在的一些难点和局限性,阐述了基于ML的人工神经网络(ANN)方法在处理混凝土结构问题中的优越性,认为采用ANN方法能够有效解决FRP增强混凝土断裂研究中难以解决的问题;其次,对ANN方法应用于FRP增强混凝土断裂初度预测中的新思路进行了详细介绍,给出了ANN方法应用于FRP增强混凝土断裂初度预测的具体流程,并对其流程中的一些步骤给出了建议;最后,对ML应用于FRP增强混凝土断裂方向的深入研究进行了展望,提出了ML应用于FRP增强混凝土断裂方向深入研究的相关问题。

关键词: 人工智能(AI); 机器学习(ML); FRP增强混凝土; 断裂; 人工神经网络(ANN)

中图分类号: TU443 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2023)03-0626-11

Innovative Idea on Fracture Analysis of FRP Reinforced Concrete Using Artificial Neural Network

FAN Xiangqian^{1,2}, LIU Jueding^{1,3}, SHI Chenyu¹, GE Fei¹

(1. Nanjing Hydraulic Research Institute, State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210024, China; 2. Cooperative Innovation Center for Water Safety & Hydro Science, Nanjing 210024, China; 3. School of Architectural Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

Abstract: Fiber Reinforced Polymer (FRP), as a new type of reinforcement material, has been widely used in the field of concrete structure repair and reinforcement due to its high strength, light weight, resistance to corrosion and fatigue, effective bonding with concrete, and ease of construction. As artificial intelligence (AI) emerges, machine learning (ML) has become a popular method for its implementation in the water and construction industries in recent years. First of all, the basic principle of ML is briefly introduced in this paper, and by the systematic review and summary of ML application in concrete structure engineering. Some difficulties and limitations of FRP reinforced concrete

* 收稿日期:2021-04-29;修回日期:2021-08-10

基金项目:国家自然科学基金项目(52171270,51879168,51679150)、黄河水科学研究联合基金(U2243223)资助

作者简介:范向前(1982—),男,教授级高工,硕导,博士。主要从事混凝土断裂方面的研究。E-mail: xqfan@nhri.cn

fracture research in traditional experiment and numerical simulation analyses are highlighted. The superiority of ML-based artificial neural network (ANN) methods in dealing with concrete structure problems is elaborated. It is considered that ANN can effectively solve the problems that are difficult to solve in the research area of FRP reinforced concrete fractures. Secondly, the new idea of ANN methods applied in predicting the fracture toughness of FRP reinforced concrete is introduced in detail. The specific process of ANN methods is outlined, and some suggestions are given for certain steps in the process. Finally, the further research in the application of ML for FRP reinforced concrete fracture direction is prospected, and the related problems of ML application in further research in the research area are put forward.

Keywords: artificial intelligence (AI); machine learning (ML); FRP reinforced concrete; fracture; artificial neural network (ANN)

0 前言

目前,许多修建已久的混凝土工程在服役中受多种荷载组合作用逐渐呈现结构老化现象,从节约成本的要求出发,亟需对既有的含缺陷混凝土结构展开增强修复工作。纤维增强复合材料(FRP)^[1-2]作为一种新型的抗裂加固材料,广泛应用于含缺陷混凝土的加固修复领域,能够极大提高其使用寿命。因此,为了经济、高效、可靠地对这些混凝土结构进行增强加固,FRP增强加固技术以其强度高、重量轻、抗疲劳性能好及施工方便等优点^[3-4]受到了国内外的广泛关注。该方法通常是用环氧树脂胶粘剂将FRP片材粘结在含缺陷混凝土结构的表面,使FRP与混凝土共同作用,从而升级混凝土结构的强度、刚度和延展性^[5-6]。

尽管FRP增强加固技术在实际工程中的加强方法取得了巨大的成功,但FRP片材的过早失效以及从混凝土表面的剥离引起的断裂问题仍然需要工程师和研究人员进一步考虑,因为混凝土结构断裂中局部粘结滑移关系至关重要,它直接影响了FRP与混凝土之间的界面粘结强度^[7-8]。近二十年来,众多国内外学者因此都展开了相关的试验研究、数值模拟及理论分析。然而,FRP增强技术的设计和数值模拟的性能在很大程度上取决于界面粘结滑移关系的准确性,传统的试验研究和数值模拟均存在一定的局限性。因此,寻找研究外贴FRP增强混凝土结构的界面脱粘机理和断裂机理的新思路是十分必要的。

人工智能(AI)^[9-10]是一种机器智能,而不是人类的自然智能。它本质上是计算机科学的一个分

支,主要是对人类智能过程模拟的研究。机器学习(ML)^[11-12]是实现人工智能(AI)的一种途径,其被定义为各种技术的集合,用于教导计算机在数据中寻找模式,以便用于未来的预测,或者作为性能优化的质量检查。同时,ML与数据挖掘(DM)有着密切的联系,数据挖掘处理是对特定信息的搜索,仅易于解释,而ML则侧重于通过建立高精度的模型来完成特定的任务^[13-14]。过去的几年里,随着人类社会的发展,ML在各个行业都得到了广泛的应用。

将ML的思路应用在FRP增强混凝土断裂上成为了一个新的研究方向,开发出来的人工神经网络(ANN)方法^[15-16]可以自动识别FRP和混凝土之间的界面内聚参数,并基于已有的试验数据,可准确预测FRP增强混凝土的断裂行为^[17]。鉴于此,本文对ML在混凝土结构工程中的应用进行了系统的回顾与总结,并指出传统试验和数值模拟研究中FRP增强混凝土断裂研究存在的局限性,提出基于ML的人工神经网络(ANN)应用于FRP增强混凝土断裂研究的方法,详细介绍了ANN应用于FRP增强混凝土断裂韧度预测中的新思路,进而提出ML应用于FRP增强混凝土断裂方向深入研究的相关问题。

1 FRP增强混凝土断裂研究综述

在FRP增强混凝土断裂力学的研究中,学者们通常采用外贴FRP增强跨中带裂缝混凝土梁来研究裂缝扩展过程、断裂机理及FRP-混凝土粘结滑移规律,并计算混凝土的相关断裂参数。

FRP增强混凝土断裂研究的常用模型是粘聚

区模型(CZM)^[18-21],一种非线性断裂力学模型。在过去的十年中,CZM已被众多学者证明是描述FRP增强混凝土断裂中粘合性关系最有效的方法,并且可模拟FRP-混凝土界面的剥离失效过程,具体示意如图1所示。M.Heshmati等^[22]基于CZM研究了FRP增强混凝土梁的粘结规律、裂缝趋势走向、损伤过程区长度、粘结性能和FRP力学性能的变化,指出在考虑失效模式变化的前提下,可准确地预测其试件的性能。X.Liu等^[23]基于CZM分析了FRP增强混凝土梁端脱粘和中间裂缝诱导脱粘的过程,指出其方法更适用于一般粘结滑移规律、任意边界条件和荷载工况以及FRP片材变截面特性等复杂情况。

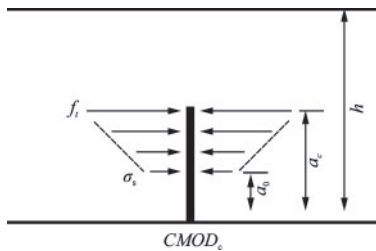


图1 黏聚应力分布示意

Fig.1 Diagram of cohesive stress distribution

CZM模型能以一种简单的方法精确地模拟FRP-混凝土界面裂缝从萌生到扩展和脱粘的全过程,且可以很容易地融入到传统的数值分析中,但是CZM所提出的原始概念不能代表任何物理材料,而只是描述当材料元素被拉开时发生的内聚力。

在混凝土断裂有限元分析中,通常也会采用能量释放率^[24-25]作为一种表征材料断裂性能的力学参数。能量释放率主要通过预先假设裂缝的扩展和延伸方向,通过计算扩展前与扩展后的能量变化来考虑能量释放率,具体示意如图2所示。A.Franco等^[26]基于能量释放率方法研究了FRP与混凝土梁底之间的接触问题,提出采用裂缝闭合积分来推广计算能量释放率的方法,强调了FRP长度和梁底变形所起的作用,预测了荷载-位移曲线。J.H.Xie等^[27]研究了四点弯曲下FRP增强混凝土梁界面裂纹能量释放率,揭示了界面裂缝尖端主要弯曲裂缝和FRP-混凝土界面剥离的分布规律,指出当界面裂缝尖端位于加载截面时,能量释放速率出现峰值,且随着界面裂缝长度的增加,能量释放速率减小。

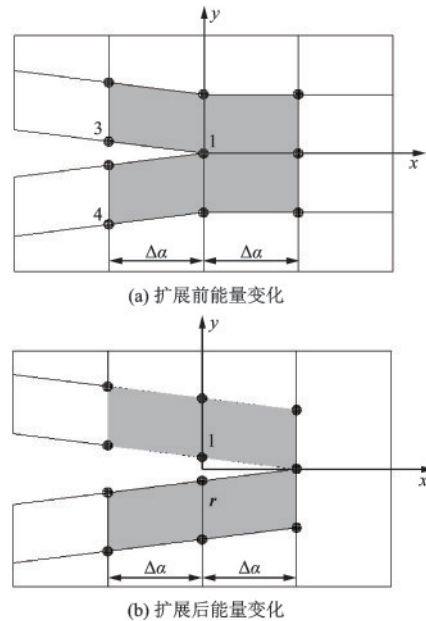


图2 能量释放率方法计算示意

Fig.2 Calculation diagram of the energy release rate method

一般地,能量释放率表征材料断裂参数能够得到闭合表达式,可通过准确的计算结果来分析FRP增强混凝土断裂特征,但通常要预先确定裂缝的初始形状和长度,且在采用数值模拟的方法分析FRP增强混凝土断裂的问题时,需要结合物理试验的前提下才能开展高精度的数值计算,对FRP增强混凝土的具体断裂行为以物理试验结果为准,很难全面反映众多因素的影响。因此,寻找一种方法去预测FRP增强带裂缝混凝土受载后的损伤断裂行为具有重要的意义,而随着AL的兴起,采用ML方法恰好可以满足这一要求,其应用在试验研究和工程应用之间可建立一个全新的纽带。

2 ML在混凝土结构工程中的应用综述

ML被定义为各种技术的集合,用来教计算机在数据中寻找模式,以便用于将来的预测和预测,或者作为性能优化的质量检查,其主要侧重于通过建立精确、高精度的模型来完成特定的任务。

目前,随着软计算的不断进步,ML的建模方法已经在混凝土结构领域得到了初步的应用。D.K.Thai等^[28]提出了一种基于梯度增强机器学习(GBML)的钢筋混凝土面板局部损伤预测方法,指出替代传统的方法来预测冲击荷载作用下钢筋混凝土面板的破坏模式。M.Mirzahassemi等^[29]提出

采用高度非线性的模型来预测含细磨玻璃颗粒混凝土的抗压强度,指出所导出的设计方程能够准确地描述磨砂玻璃填充混凝土的抗压强度,并且显著优于回归模型,克服了现有软计算方法的不足。H.Kim等^[30]提出了一种基于ML的混凝土裂缝识别方法,该方法有助于从表面图像中确定裂纹的存在和位置。H.Nguyen等^[31]采用了支持向量回归(SVR)、多层感知器(MLP)、梯度增强回归(GBR)和极端梯度增强(XGBoost)4种预测算法来预测高性能混凝土(HPC)的抗压和抗拉强度,指出ML的方法在预测精度和计算量方面都有显著的优势。R.Cai等^[32]提出并应用集成机器学习(ML)模型预测海洋环境中混凝土结构表面氯离子浓度(Cs),指出相比于传统模型,ML具有更好的预测性能和效率。梁宁慧等^[33]通过研究纤维尺度、纤维掺量和温度对混凝土强度的影响,建立了以纤维尺度、掺量和温度为因子的回归树(RT)、支持向量机回归(SVR)和BP神经网络三种模型,指出三种模型均能以较高的精度预测高温后聚丙烯纤维混凝土的劈裂抗拉强度和抗压强度。张研等^[34]提出一种基于相关向量机的再生保温混凝土抗压强度预测模型,通过少量样本的学习能够建立各参数与抗压强度的非线性关系,对只知道影响因素的预测样本可以实现抗压强度值的精准预测。

上述ML方法的应用,体现出了该方法在混凝土结构基本性能的预测方面所具有的优势。然而,国内外学者研究大多也都是“黑盒子”模型,即可以根据输入给出准确的预测,却无法给出模型预测的解释。因此,在后续的相关研究中,尤其是ML在FRP增强混凝土断裂中的应用,有必要基于单个ML模型分析各独立的参数对最终结果的贡献。笔者建议可采用顺序特征选择(Sequential Feature Selection,简称SFS)法^[35]、神经解释图谱(Neural Interpretation Diagram,简称NID)法^[36]以及平均影响值(Mean Impact Value,简称MIV)法^[37]等方法对各影响因素的重要性分析展开分析,以便使模型的性能更加地优化。

3 基于ML的人工神经网络(ANN)在混凝土性能中的综述

随着ML逐渐被用于识别和解决土木、水利工程中的实际问题,基于人工神经网络(ANN)的ML方法也成为了一个研究热点,其主要是通过模拟人

脑中神经元对数量矩阵的迭代和映射来体现自变量与因变量之间的复杂非线性关系^[38-39]。基于ANN的建模过程通常涉及4个主要方面:(1)数据采集,分析和问题处理;(2)架构确定;(3)网络培训;(4)训练网络用于泛化评估的验证和测试。

在ANN中,神经元置于输入,输出和隐藏层的明确结构,其模型示意如图4所示。在图3的ANN结构模型图中,隐藏层中的每个神经元连接到输入层中的所有神经元。ANN为每个连接分配权重,这些权重乘以每个特征的值,然后在隐藏层的每个神经元处求和,每个神经元可以具有多个输入连接,但仅提供一个输出。

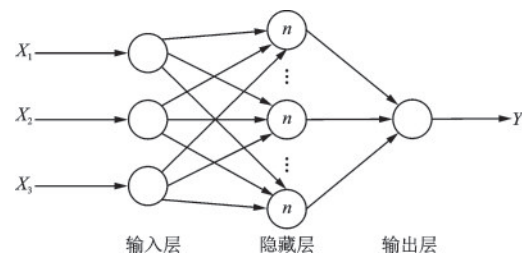


图3 人工神经网络(ANN)模型

Fig.3 Diagram of the Artificial neural network (ANN) model

目前,众多学者基于ANN模型多应用于混凝土某项性能的预测和验证。余海玲等^[40]基于Python语言环境,采用ANN模型分析了再生混凝土碳化影响因素,对不同再生粗、细骨料的取代率和加速碳化天数下的再生混凝土碳化深度进行了预测,结果表明预测结果的平均误差百分比仅为2.65%,指出采用ANN模型快速预测再生混凝土碳化深度是可行的。吕天启等^[41]建立了一个三层BP神经网络模型,预测了火灾高温后静置混凝土的抗压强度,结果表明预测值与试验值吻合良好,指出采用ANN模型是可以预测火灾高温下混凝土的防火性能。黄庆时等^[42]采用改进的ANN模型对自密实混凝土的抗压强度预测展开了详细分析,建立了自密实混凝土强度的非线性关系。Z.H.Duan等^[43]利用从16个不同的文献来源获得的146组数据,构建、训练和检验了ANN模型,并采用该模型对再生骨料混凝土的抗压强度进行了预测,指出ANN模型可以作为预测不同再生骨料种类和来源的再生骨料混凝土抗压强度的工具。M.Aikgen等^[44]以确定水泥用量、加水量、粗骨料含量、细骨料含量、化学外加剂等混凝土配合比组成为目标,成功地训练和构建了一个六输入五输出的前馈ANN模型,并

基于该模型对钢纤维混凝土(SFRC)配合比进行了预测,指出ANN在预测钢纤维混凝土的配合比组成方面具有很大的潜力,在没有试拌和时间损失的情况下,钢纤维混凝土的设计就可以达到预期的工作性和力学性能。P.Chopra等^[45]提出了一种预测混凝土抗压强度的ANN模型,通过实验研究了比例共轭梯度反向传播(SCG)、一步正割反向传播(OSS)以及不同网络结构参数对混凝土抗压强度的影响,指出采用tan-sigmoid活化函数的Levenberg-Marquardt(LM)预测混凝土的抗压强度效果最好。

上述学者的研究证明,ANN模型可很好的应用于不同工况下各种混凝土性能的预测,有效的弥补了传统试验和数值模拟研究的不足。因此,笔者认为基于ML的ANN方法同样可以有效解决FRP增强混凝土断裂研究的相关问题。毕竟,FRP增强混凝土断裂特性的研究往往伴随着许多不确定性,其主要是由于影响因素众多,且目前对于FRP增强混凝土断裂行为的预测都没有令人满意的评价方法,而基于ML的ANN方法自身具有可处理多因素、多条件、多工况等复杂非线性问题的优势,所以将ANN方法引入到FRP增强混凝土断裂特性预测和评估中是研究其断裂行为的新思路。

4 ANN应用于FRP增强混凝土断裂韧度预测研究思路

基于ML的ANN方法在FRP增强混凝土结构的研究中也已存在一些应用。O.R.Abuodeh等^[46]通过NID方法研究了侧粘U型纤维增强聚合物(FRP)加固钢筋混凝土梁的抗剪性能,建立了优于传统模型的ANN预测模型,进行了多场耦合作用下的抗剪强度影响参数分析。G.Yavuz等^[47]利用文献中96根矩形钢筋混凝土梁的试验数据,选择了8个对剪切强度产生影响的输入参数,建立了ANN模型,探讨了ANN预测FRP加固钢筋混凝土梁抗剪强度的有效性,研究结果表明,ANN模型对钢筋混凝土梁的极限抗剪强度可给出合理且准确的预测,指出ANN模型预测FRP加固钢筋混凝土梁的抗剪强度优于现有的建筑规范方法。Y.Zhou等^[48]基于34篇参考文献中969个FRP的单面搭接拉伸试件,采用BP神经网络(BPNN)方法对数据库进行训练和测试,建立了由权值、偏差和传递函数

组成的人工神经网络(ANN)模型,验证了该神经网络模型具有较高的预测精度。F.Yan等^[49]利用人工神经网络(ANN)强大的非线性映射能力和遗传算法(GA)的全局搜索能力,提出了一种优化建模策略,从FRP条件、混凝土(混凝土保护层厚度和混凝土抗压强度)以及FRP的约束等方面确定了影响FRP-混凝土界面粘结强度的因素。

以上部分研究证明,对于FRP增强混凝土结构的研究采用基于ML的ANN方法模拟人脑中神经元对数量矩阵的迭代和映射来反映自变量与因变量间复杂的非线性关系是有效的。鉴于此,笔者认为FRP增强混凝土断裂性能的预测采用ANN模型是完全可行的,该方法计算速度快,可以准确预测FRP增强混凝土的断裂行为。

采用基于大量试验样本的人工神经网络(ANN)首先建立FRP增强混凝土断裂试验的数据库,接着确定输入变量。然而,对于输入变量是没有明确的理论依据,但输入变量却很大程度上却影响了输出结果,这也是众多学者在混凝土结构工程中采用基于ML的ANN方法时难以解决的一个问题。笔者认为采用平均影响值(Mean Impact Value,简称MIV)法可以用于评价ANN中输入参数对输出结果的重要性(符号代表方向,数值代表影响程度),因为通过该方法筛选出的输入变量较为合理,能较大程度上去除无关变量,同时也可大大提高ANN的运算效率,具体流程如图4所示。

在数据处理之后,选取样本中的自变量输入神经元 X_i 在其原基础上进行一定比例的增大或者减小来形成新的样本 X_{i+} 和 X_{i-} ,接着将 X_{i+} 和 X_{i-} 作为测试样本并采用已构建的ANN模型进行预测,得到其预测结果 Y_{i+} 和 Y_{i-} 。 Y_{i+} 和 Y_{i-} 的差值即为输入变量 X_i 对输出结果 Y 产生的影响变化值(IV),最后将IV按照测试样本数量平均得到其平均影响值MIV,最后对MIV进行排序即可进行变量筛选得到关联输入变量。根据收集到的FRP增强混凝土断裂性能试验的样本库,结合现有规范中存在的影响因素,对于FRP增强混凝土断裂

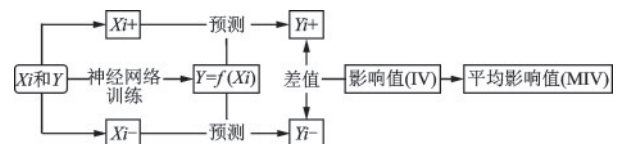


图4 平均影响值的计算流程

Fig.4 Calculation process of the Mean Impact Value

韧度预测的问题,初步确定有FRP抗拉强度、FRP弹性模量、FRP粘结长度、FRP粘结层数、FRP粘结宽度、FRP厚度、FRP伸长率、FRP种类、混凝土抗压强度、混凝土抗拉强度、混凝土配合比、混凝土泊松比、混凝土弹性模量、初始裂缝长度、混凝土试件尺寸以及加载速率16个参数作为初始输入变量。

确定好输入变量后,需要穿过隐藏层,对于FRP增强混凝土断裂方面的相关变量并不涉及时间变量,因此笔者建议采用双隐层神经网络结构,其主要因为一方面可提高预测的准确率,另一方面避免了隐藏层过多而预测效率下降的问题。此外,双隐层神经网络是一个拓扑结构:输入是一个时变函数,输出是一个常数,网络的拓扑结构是 $n-m-k-1$ 。输入层有 n 个节点用于向网络输入 n 个时变函数。第一隐层是由 m 个节点组成的过程神经隐层(又称时变隐层),完成 n 个输入函数在空间上的加权集结和时间过程的集结运算,以及样本过程模型的特征提取。第二个隐藏层即正常神经元隐层(又称非时变隐层),对数据集再次拟合,提高预测模型的精度。

对于隐藏层单元个数的选择主要依据经验公式(1)~(2)^[50]进行逐一试验,比较每次网络的预测性能,选择性能最好的对应节点数作为隐藏层单元个数。

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \quad (1)$$

式中, n_1 为隐藏层单元数; n 为输入单元数; m 为输入单元数; a 为 $[0,10]$ 的任意整数。

$$n_1 = \frac{n_s}{\beta \times (n + m)} \quad (2)$$

式中, n_s 为训练集的样本总个数; β 为自由变量取值,通常取值在 $[2,10]$ 。

输出层的神经元个数由模型的实际输出结果确定。在本模型中,输出结果为FRP增强混凝土梁试件的断裂韧度。鉴于此,笔者根据ANN建立FRP增强混凝土的断裂预测模型,绘制出FRP增强混凝土神经网络结构图,如图5所示。对于神经网络训练的过程,主要分为三步,首先是定义神经网络的结构和前向传播的输出结果;接着定义损失函数以及选择反向传播优化的算法;最后,生成会话并在训练数据上反复运行反向传播优化算法。

作为ANN的关键元素之一,激活函数会对模型的预测能力产生重大影响。常见的激活函数有Sigmoid函数、TanHyperbolic函数、ReLU函数、soft-plus函数以及softmax函数等。鉴于FRP增强混凝土的断裂研究的非线性和多样性的特征,笔者建议可采用Sigmoid函数^[51]的转换函数Tan-Sigmoid函数作为隐藏神经元的激活函数,再采用式(4)作为输出神经元的传递函数,以线性传递函数来扩大网

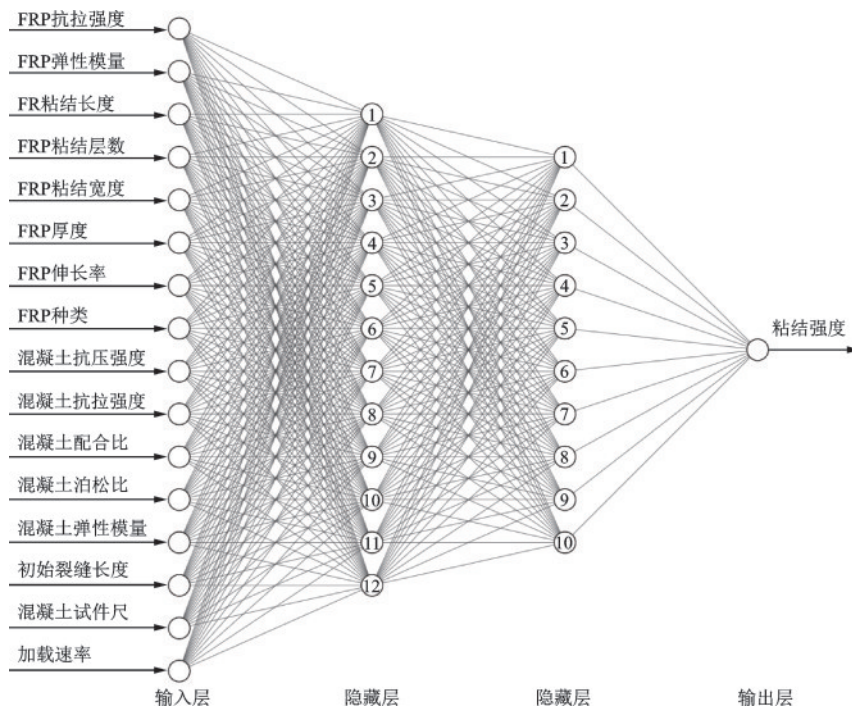


图5 FRP增强混凝土双隐层神经网络结构

Fig.5 Structural diagram of double hidden layer neural network for FRP reinforced concrete

络输出值的范围。

$$f_j = \frac{1}{1 + \exp(-2 \sum \omega_{ji} x_i)} - 1 \quad (3)$$

$$g_i = \sum v_{ij} f_j \quad (4)$$

式中, ω_{ji} 是从输入层的神经元 i 到隐藏层的神经元 j 的连接权重; v_{ij} 是从隐藏层的神经元 j 到输出层的神经元 i 的连接权重。

构建好 FRP 增强混凝土 ANN 结构后, 通常需要泛化性能评估。因此, 为了更好的评价其模型在 FRP 增强混凝土断裂研究中的预测结果, 笔者认为可通过均方误差 (MSE)、决定系数 (R^2) 和变异系数 (COV)^[52] 来测试其性能, 以评估 ANN 模型预测值的准确性, 其计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (g_p - o_p)^2 \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{p=1}^N (g_p - o_p)^2}{\sum_{p=1}^N (g_p - \bar{g}_p)^2} \quad (6)$$

$$COV = \frac{\sqrt{\sum_{p=1}^N (g_p / o_p - u)^2}}{\sum_{p=1}^N (g_p / o_p) / N} \quad (7)$$

式中, g_p 是预测的输出值 (目标值); o_p 是 ANN 给出的目标输出值 (预测值); N 是测试样本个数; u 是目标值与预测值比值的平均值; \bar{g}_p 是目标值的平均值。

根据计算结果, 通常目标值和预测值的决定系数 R^2 越接近 1, 均方误差 (MSE) 和变异系数 (COV) 越小, 表明预测值相对目标值的误差越小, 模型预测结果的准确度也就越高。

出于篇幅原因, 仅对上述 ANN 模型应用于 FRP 增强混凝土断裂韧性预测的具体流程简单展开一个案例分析。

根据文献[53-57]收集到初始输入变量 16 个参数的数据, 从中选取 42 组数据作为预测样本, 并与试验值进行对比, 以检测其预测效果。

此外, 鉴于 Sigmoid 函数的特性, 为了使预测结果表现出特定的分布特征, 从而提高 ANN 模型的灵敏度, 可将数据库中各参数的变化范围缩小至较小的 0.01 至 1.0, 其归一化公式^[58]如下:

$$y_n = 0.99 \times \frac{x_n - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} + 0.01 \quad (8)$$

数据归一化后, 将其代入 ANN 模型中进行预

测分析。此外, 为了更直观地对比 ANN 模型的预测结果和试验结果, 本文根据 ANN 模型的预测结果绘制出 FRP 增强混凝土梁断裂韧度的预测值和试验值分布散点图如图 6 所示。其中, 横坐标为试验值 (即目标值), 纵坐标为预测值。数据点越接近 $P=T$ 的基准线, 表明预测结果越接近试验结果; 数据点的线性拟合越接近 $P=T$ 的基准线, 表明模型的整体预测结果越好。

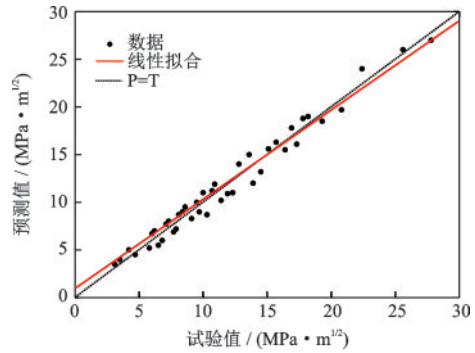


图 6 断裂韧性回归拟合结果

Fig.6 Regression fitting results of fracture toughness

从图 6 的回归拟合结果可以看出, 采用的 ANN 模型的数据点分布在基准线 $P=T$ 附近, 其拟合曲线也接近基准线。这表明对于 FRP 增强混凝土梁的断裂韧性问题, 采用基于 ANN 模型的机器学习方法能够高效、准确地预测结果。

5 结论与展望

ML 是一门新的 AI 技术, 在大数据的环境下, ML 的方法也越来越受到学术界的关注, 而 FRP 增强混凝土断裂特性的研究也是近几年学术界的热点^[59], 因此, 将 ML 的方法应用于 FRP 增强混凝土断裂特性的研究也将会是今后 FRP 增强混凝土断裂研究的新方向。

上述第 4 节介绍了 ANN 一种方法在 FRP 增强混凝土断裂中的应用, 拟合效果良好, 主要是由于 ANN 是一种较早期的 ML 算法, 其数据是等分布存储在每个神经元之中, 因此鲁棒性与容错性较强, 且数据经过超大规模并行处理, 为高速甚至超高速的数据运算提供了可能性, 表明 ANN 应用于 FRP 增强混凝土断裂韧性预测研究新思路是完全可行的。

ML 应用于 FRP 增强混凝土断裂研究的方向并不局限于 ANN 一种方法, 仍然可以探索基于 ML 的

其他方法在FRP增强混凝土断裂研究中的具体应用,如支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、SHapley Additive exPlanations(SHAP)等方法,其可以弥补ANN方法的短板。SVM方法可以在样本数量少的情况下,用来解决高维问题;RF方法在特征遗失较多的情况下,可不做特征选择,仍然能够保证预测结果的准确性,且在数据训练结束后,可进行特征重要性的比较;SHAP方法可以将每个特征的具体贡献进行量化,不仅可以从整个数据集的角度给出特征的重要性排序与具体的影响规律,还能从单个样本的角度给出特征的影响力及影响的正负性。

鉴于此,在ML应用于FRP增强混凝土断裂研究时,应该根据所建数据库的大小、特征数量和重要性以及所需预测的结果选择合适的ML方法,也可将多种方法结合使用,相互弥补各种方法的不足。此外,为了深入研究ML在FRP增强混凝土断裂中的应用,认为目前应该解决以下三点问题:

(1)搜集足够充分的FRP增强混凝土断裂试验的数据集,训练出一个精度很高、泛化能力很强的模型,从而使得预测的结果更加准确,避免因原始数据过少而导致预测结果可靠性不足的问题。

(2)加快推进FRP增强加固技术的研究,将传统的混凝土结构基本性能建模技术与ML相结合,以给出不同输入参数对于模型输出结果的影响,提出以“机理驱动”建模分析FRP增强混凝土断裂特性的方法。

(3)基于ML的ANN方法在FRP增强混凝土断裂研究中,国内外学者的研究大多都受限于“黑盒子”模型,本文仅提出了优化方法,亟需一个确定的解决之法。

参考文献:

- [1] Fan X Q, Liu J D. Test study on the best pasting layer of FRP reinforced concrete[J]. Surface Review and Letters, 2020, 27(2): 105-112.
- [2] Huang L, Zhao L, Yan L. Flexural performance of RC beams strengthened with polyester FRP composites[J]. International Journal of Civil Engineering, 2018, 16(6): 715-724.
- [3] Fardis M N, Khalili H H. FRP-encased concrete as a structural material[J]. Magazine of Concrete Research, 2014, 34(121): 191-202.
- [4] 范向前,刘决丁,胡少伟,等.不同加载速率下CFRP加固混凝土梁动态力学性能试验研究[J].建筑结构学报, 2020, 41(7): 201-206.
- [5] Fan X Q, Liu J D, Hu S W, et al. Experimental study on dynamic mechanical properties of concrete beams strengthened with FRP at different loading rates [J]. Journal of Building Structures, 2020, 41(7): 201-206. (in Chinese)
- [6] Wroblewski L, Hristozov D, Sadeghian P. Durability of bond between concrete beams and FRP composites made of flax and glass fibers[J]. Construction & Building Materials, 2016, 126(15): 800-811.
- [7] 张勤,李三亚,赵永胜,等.纤维网增强混凝土复合材料约束混凝土应力-应变关系研究[J].建筑结构学报, 2021, 42(4): 166-176.
- [8] Zhang Q, Li S Y, Zhao Y S, et al. Study on stress-strain relationship of concrete confined with textile reinforced concrete composites [J]. Construction & Building Materials, 2021, 42(4): 166-176. (in Chinese)
- [9] Lu X Z, Teng J G, Ye L P, et al. Bond-slip models for FRP sheets/plates bonded to concrete [J]. Engineering Structures, 2005, 27(6): 920-937.
- [10] Zhang S S, Yu T, Chen G M. Reinforced concrete beams strengthened in flexure with near-surface mounted (NSM) CFRP strips: Current status and research needs [J]. Composites Part B Engineering, 2017, 131(12): 30-42.
- [11] Naser M Z. AI-based cognitive framework for evaluating response of concrete structures in extreme conditions [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 81(5): 437-449.
- [12] Akshintala V S, Khashab M A. Artificial intelligence in pancreaticobiliary endoscopy [J]. Journal of Gastroenterology and Hepatology, 2021, 36(1): 25-30.
- [13] Kang M C, Yoo D Y, Gupta R. Machine learning-based prediction for compressive and flexural strengths of steel fiber-reinforced concrete [J]. Construction and Building Materials, 2021, 266: 121117.
- [14] Salimbahrami S R, Shakeri R. Experimental investigation and comparative machine-learning prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete [J]. Soft Computing, 2021, 25(2): 919-932.
- [15] Cai R, Han T, Liao W, et al. Prediction of surface chloride concentration of marine concrete using ensemble machine learning [J]. Cement and Concrete Research, 2020, 136: 1-11.
- [16] Han T, Siddique A, Khayat K, et al. An ensemble machine learning approach for prediction and optimization of modulus of elasticity of recycled aggregate concrete [J]. Construction and Building Materials, 2020, 244:

- 118271.
- [15] Su M, Peng H, Yuan M, et al. Identification of the interfacial cohesive law parameters of FRP strips externally bonded to concrete using machine learning techniques [J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2021, 247: 107643.
- [16] Djerrad A, Fan F, Zhi X D, et al. Artificial Neural Networks (ANN) based compressive strength prediction of AFRP strengthened steel tube [J]. *International Journal of Steel Structures*, 2020, 20(1): 156-174.
- [17] Gandomi A H, Alavi A H, Sahab M G. New formulation for compressive strength of CFRP confined concrete cylinders using linear genetic programming [J]. *Materials & Structures*, 2010, 43(7): 963-983.
- [18] 范向前, 刘决丁. FRP增强预制裂缝混凝土的断裂性能[J]. *建筑材料学报*, 2020, 23(2): 328-333, 371.
Fan X Q, Liu J D. Fracture characteristics of FRP reinforced precast cracked concrete [J]. *Journal of Building Materials*, 2020, 23(2): 328-333, 371. (in Chinese)
- [19] Qiao P, Ying C. Cohesive fracture simulation and failure modes of FRP-concrete bonded interfaces [J]. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2008, 49(2): 213-225.
- [20] Khan M A, El-Rimawi J, Silberschmidt V V. Numerical representation of multiple premature failures in steel-plated RC beams [J]. *International Journal of Computational Methods*, 2017, 14(4): 1-14.
- [21] 范兴朗. FRP约束混凝土本构关系及FRP加固混凝土梁断裂过程分析[D]. 大连:大连理工大学, 2014.
Fan X L. Constitutive relation of FRP confined concrete and fracture process analysis of FRP strengthened concrete beams [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [22] Heshmati M, Haghani R, Al-Emrani M, et al. On the strength prediction of adhesively bonded FRP-steel joints using cohesive zone modelling [J]. *Theoretical & Applied Fracture Mechanics*, 2018, 93: 64-78.
- [23] Liu X, Jiang J, Wang G, et al. Debonding analysis of curved RC beams externally bonded with FRP plates using CZM [J]. *Engineering Structures*, 2020, 205(15): 1-14.
- [24] Hearing B P. *Delamination in reinforced concrete retrofitted with fiber reinforced plastics* [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2000.
- [25] Tanaka K, Tanaka H, Kimachi H. Meso-mechanical analysis of elastic stress distribution in cracked frp under mode II loading by boundary element method [J]. *Nihon Kikai Gakkai Ronbunshu A Hen/transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers Part A*, 1997, 63(613): 1902-1909.
- [26] Franco A, Royer-Carfagni G. Energetic balance in the debonding of a reinforcing stringer: effect of the substrate elasticity [J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2013, 50: 1954-1965.
- [27] Xie J H, Huang K H, Guo Y C. Energy release rate of interface crack in RC beams strengthened with fiber reinforced polymer under four point bending [J]. *Polymers & Polymer Composites*, 2014, 22(8): 661-668.
- [28] Thai D K, Tu T M, Bui T Q, et al. Gradient tree boosting machine learning on predicting the failure modes of the RC panels under impact loads [J]. *Engineering with Computers*, 2021, 37(2): 1-12.
- [29] Mirzahassemi M, Jiao P, Barri K, et al. New machine learning prediction models for compressive strength of concrete modified with glass cullet [J]. *Engineering Computations*, 2019, 36(3): 876-898.
- [30] Kim H, Ahn E, Shin M, et al. Crack and noncrack classification from concrete surface images using machine learning [J]. *Structural Health Monitoring*, 2019, 18(3): 725-738.
- [31] Nguyen H, Vu T, Vo T P, et al. Efficient machine learning models for prediction of concrete strengths [J]. *Construction and Building Materials*, 2021, 266: 120950.
- [32] Cai R, Han T, Liao W, et al. Prediction of surface chloride concentration of marine concrete using ensemble machine learning [J]. *Cement and Concrete Research*, 2020, 136: 106164.
- [33] 梁宁慧, 游秀菲, 曹郭俊, 等. 基于机器学习的高温后聚丙烯纤维混凝土强度预测 [J]. *硅酸盐通报*, 2021, 40(2): 455-464.
Liang N H, You X F, Cao G J, et al. Strength prediction of mechanical properties of polypropylene fiber reinforced concrete after high temperature based on machine learning [J]. *Bulletin of the Chinese Ceramic Society*, 2021, 40(2): 455-464. (in Chinese)
- [34] 张研, 邝贺伟, 曾建斌. 再生保温混凝土抗压强度预测的相关向量机模型 [J]. *混凝土*, 2020, 371(9): 10-14.
Zhang Y, Kuang H W, Zeng J B. Relevance vector machine model for predicting compressive strength of recycled thermal insulation concrete [J]. *Concrete*, 2020, 371(9): 10-14. (in Chinese)
- [35] Cai J, Luo J, Wang S, et al. Feature selection in machine learning: A new perspective [J]. *Neurocomputing*, 2018, 300(26): 70-79.

- [36] Mozumder R A, Laskar A I. Prediction of unconfined compressive strength of geopolymer stabilized clayey soil using Artificial Neural Network[J]. *Computers & Geotechnics*, 2015, 69(9): 291-300.
- [37] Jiao P, Xiao P Q, Hou X X, et al. Experimental study on sediment transport capacity model of slope runoff based on ANN [J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 1010-1012:1149-1152.
- [38] Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation* (3rd Edition) [M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1998.
- [39] 张德庆, 王超, 杜君峰. 基于人工神经网络算法的深海浮式系统动力响应预报方法[J]. *中国造船*, 2021, 62(1): 123-132.
Zhang D Q, Wang C, Du J F. A novel method for predicting dynamic response of deep-sea floating system based on artificial neural network [J]. *Shipbuilding of China*, 2021, 62(1): 123-132. (in Chinese)
- [40] 余海玲, 郑建岚. 基于Python人工神经网络的再生混凝土碳化深度预测[J]. *混凝土*, 2020, 371(9): 52-55.
Yue H L, Zheng J L. Prediction of carbonization depth of recycled concrete based on artificial neural network by Python [J]. *Concrete*, 2020, 371 (9) : 52-55. (in Chinese)
- [41] 吕天启, 赵国藩, 林志伸. 人工神经网络在高温后静置混凝土抗压强度预报中的应用[J]. *工程力学*, 2003, 20(6): 52-57.
Lyu T Q, Zhao G F, Lin Z S. Application of artificial neural network in the prediction of compressive strength of longstanding concrete after exposure to high temperature [J]. *Engineering Mechanics*, 2003, 20(6) : 52-57. (in Chinese)
- [42] 黄庆时, 郑建岚, 罗素蓉. 人工神经网络在自密实混凝土抗压强度预测中的应用[J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 2007, 35(1): 100-104.
Huang Q S, Zheng J L, Luo S R. Application of artificial neural networks for prediction of self-compacting concrete strength [J]. *Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition)*, 2007, 35(1) : 100-104. (in Chinese)
- [43] Duan Z H, Kou S C, Poon C S. Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks [J]. *Construction and Building Materials*, 2013, 40:1200-1206.
- [44] Aikgen M, Ula M, Kürat Esat Alyama. Using an artificial neural network to predict mix compositions of steel fiber-reinforced concrete [J]. *Arabian Journal for Science & Engineering*, 2015, 40(2): 407-419.
- [45] Chopra P, Sharma R K, Kumar M. Artificial neural networks for the prediction of compressive strength of concrete [J]. *International Journal of Applied Science & Engineering*, 2015, 13(3): 187-204.
- [46] Abuodeh O R, Abdalla J A, Hawileh R A. Prediction of shear strength and behavior of RC beams strengthened with externally bonded FRP sheets using machine learning techniques [J]. *Composite Structures*, 2020, 234: 11698.
- [47] Yavuz G, Arslan M H, Baykan O K. Shear strength predicting of FRP-strengthened RC beams by using artificial neural networks [J]. *Science & Engineering of Composite Materials*, 2014, 21(2): 239-255.
- [48] Zhou Y, Zheng S, Huang Z, et al. Explicit neural network model for predicting FRP-concrete interfacial bond strength based on a large database [J]. *Composite Structures*, 2020, 240:111998.
- [49] Yan F, Lin Z, Wang X, et al. Evaluation and prediction of bond strength of GFRP-bar reinforced concrete using artificial neural network optimized with genetic algorithm [J]. *Composite Structures*, 2017, 161: 441-452.
- [50] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP神经网络隐含层单元数的确定 [J]. *天津理工大学学报*, 2008, 24(5): 13-15.
Shen Y H, Wang Z X, Gao C Y, et al. Determining the number of BP neural network hidden layer units [J]. *Journal of Tianjin University of Technology*, 2008, 24 (5): 13-15. (in Chinese)
- [51] Ren N, Fan L, Zhang Z. Sensorless PMSM control with sliding mode observer based on sigmoid function [J]. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 2021, 16(2): 933-939.
- [52] Chanda S, Kanke Y, Dalen M, et al. Coefficient of variation from vegetation index for sugarcane population and stalk evaluation [J]. *Agrosystems, Geosciences & Environment*, 2018, 1(1): 106-112.
- [53] 范向前, 刘决丁. 不同FRP增强混凝土梁断裂性能试验研究 [J]. *建筑材料学报*, 2020, 23(5): 1093-1097, 1103.
Fan X Q, Liu J D. Experimental study on fracture behavior of different kinds of FRP reinforced concrete [J]. *Journal of Building Materials*, 2020, 23 (5) : 1093-1097, 1103. (in Chinese)
- [54] Ilia E, Mostofinejad D. Seismic retrofit of reinforced concrete strong beam-weak column joints using EBROG method combined with CFRP anchorage system [J]. *Engineering Structures*, 2019, 194 (9) :

300-319.

[55] 范向前, 刘决丁, 胡少伟, 等. FRP黏结长度对混凝土三点弯曲梁断裂参数的影响[J]. 建筑材料学报, 2019, 22(1): 38-44.

Fan X Q, Liu J D, Hu S W, et al. Influence of FRP bonding length on fracture parameters of concrete three points bending beam[J]. Journal of Building Materials, 2019, 22(1): 38-44. (in Chinese)

[56] Liu J D, Fan X Q, Shi C Y. Effect of initial crack-depth ratio on fracture characteristics of FRP-strengthened concrete [J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 2021(12): 1-11.

[57] Zhang Y, Sayed M, Zhang L V, et al. Flexural behav-

ior of reinforced concrete T-section beams strengthened by NSM FRP bars[J]. Engineering Structures, 2021, 233: 1-12.

[58] Beheshti S, Sahebalam A, Nidoy E. Structure dependent weather normalization[J]. Energy Science & Engineering, 2019, 7: 1-2.

[59] 范向前, 刘决丁, 胡少伟, 等. FRP加固混凝土研究现状与展望[J]. 混凝土, 2019(12): 156-160.

Fan X Q, Liu J D, Hu S W, et al. General introduction of the research for FRP reinforced concrete [J]. Concrete, 2019(12): 156-160. (in Chinese)

(本文编辑:赵霞)



(上接第 595 页)

[18] 朱良峰, 吴信才, 刘修国, 等. 基于钻孔数据的三维地层模型的构建[J]. 地理与地理信息科学, 2004, 20(3): 26-30.

Zhu L F, Wu X C, Liu X G, et al. Reconstruction of 3D strata model based on borehole data[J]. Geography and Geo-Information Science, 2004, 20(3): 26-30. (in Chinese)

[19] 李培军. 层状地质体的三维模拟与可视化[J]. 地学前沿, 2000, 7(增2): 271-277.

Li P J. 3D simulation and visualization of layered geological body [J]. Earth Science Frontiers, 2000, 7 (Sup2): 271-277. (in Chinese)

[20] 周念清, 杨浩博, 杨磊, 等. EVS耦合地层-岩性三维地质建模方法在南宁地铁工程中的应用[J]. 隧道建设(中英文), 2020, 40(2): 238-245.

Zhou N Q, Yang H B, Yang L, et al. Application of EVS coupled stratigraphic-lithologic three-dimensional geological modeling method in Nanning Metro Project [J]. Tunnel Construction, 2020, 40(2): 238-245. (in Chinese)

[21] 刘莉, 李国杰, 乔伟刚. 基于 Civil 3D 的三维地质建模方法及应用[J]. 水运工程, 2018, 43(8): 140-144.

Liu L, Li G J, Qiao W G. 3D geological modeling method and application based on Civil 3D [J]. Port & Waterway Engineering, 2018, 43(8): 140-144. (in Chinese)

[22] Zhang W G, Zhong H Y, Xiang Y Z, et al. Visualization and digitization of model tunnel deformation via transparent soil testing technique [J]. Underground Space, 2020, 7(4): 564-576.