

doi: 10.3969/j.issn.2095-0411.2022.06.005

## 基于机器学习的含缺陷 PE 管道承载能力研究

葛安杰, 屠懿, 彭剑

(常州大学 机械与轨道交通学院, 江苏 常州 213164)

**摘要:** 通过拉伸试验与 DIC 方法拟合得到初始弹性模量和屈服应力等相关参数, 采用有限元方法, 获取管道在内压、弯矩、轴向力联合载荷作用下的承载能力。在此基础上构建了包含相对深度 ( $C/T$ ), 相对轴向长度 ( $2A/\sqrt{RT}$ ), 相对周向角度 ( $2\theta/\pi$ ) 和无量纲参数 ( $c$ ) 等 4 个参数的含局部减薄缺陷 PE 管道的 BP 神经网络模型, 并结合 GA 优化 BP 神经网络模型进行对比分析。可以发现, 模型的预测值与模拟的结果较为一致, 表明采取 GA 优化 BP 神经网络模型的方法是可行的, 为含局部减薄缺陷 PE 管道的智能化安全评价提供了有效方法。

**关键词:** 含缺陷管道; 有限元仿真; BP 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TE 1

文献标志码: A

文章编号: 2095-0411(2022)06-0034-07

## Study on the Carrying Capacity of the PE Pipeline with Defects Based on Machine Learning

GE Anjie, TU Yi, PENG Jian

(School of Mechanical Engineering and Rail Transit, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

**Abstract:** PE pipeline is widely used in urban gas pipe network. The carrying capacity of PE pipe with local thinning defects is an important means to ensure its safe operation. Firstly, the initial elastic modulus and yield stress are fitted by the finite element method to obtain the carrying capacity of internal pressure, bending moment and axial force, the BP neural network model including relative depth  $C/T$ , relative axial length  $2A/\sqrt{RT}$ , relative circumferential angle  $2\theta/\pi$  and dimensionless parameters  $c$ , and combined with GA optimized BP neural network model. It can be found: the predicted value of the model is relatively consistent with the simulation results, which shows that the method

收稿日期: 2022-05-19。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52075050); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20201448)。

作者简介: 葛安杰(1994—), 男, 江苏南京人, 硕士生。通信联系人: 彭剑(1987—), E-mail: joepengjian@163.com

引用本文: 葛安杰, 屠懿, 彭剑. 基于机器学习的含缺陷 PE 管道承载能力研究[J]. 常州大学学报(自然科学版), 2022, 34(6): 34-40.

of GA optimization of the BP neural network model is feasible, which provides an effective method for the intelligent safety evaluation of the PE pipeline with local thinning defects.

**Key words:** pipeline containing defects; finite element simulation; BP neural network; genetic algorithm

随着输配管道长度及范围的不断增加和用气需求的攀升,埋地 PE 管线成为天然气输入户的主要管道。由于 PE 材料老化、土壤环境腐蚀、人为机械损伤等因素的影响,长期服役的埋地管道不可避免地出现局部减薄现象。PE 管线一旦出现泄漏事故,不仅对生态环境造成污染,而且会导致火灾等危险,因此准确预测埋地 PE 管道的承载能力对于保障燃气管道的安全至关重要。

随着人工智能的迅速发展,机器学习逐步用于缺陷管道承载能力的预测,这为管道系统降低安全风险提供参考和依据<sup>[1]</sup>。SILVA 等<sup>[2]</sup>基于有限元数值计算建立了缺陷管道的失效压力数据库,运用人工神经网络构建了预测模型,并将其结果与标准评价方法 DNVRPF101 进行了对比,论证了人工神经网络在缺陷管道评估中的能力。白瑞峰<sup>[3]</sup>通过构建 BP 神经网络模型,较为准确地预测了管道的失效压力。李琴等<sup>[4]</sup>提出基于遗传算法(GA)优化的 BP 神经网络的腐蚀长输管道失效压力预测模型。

以往的研究主要集中于钢制管道的承载能力,然而 PE 材料在燃气管道中应用广泛,研究缺陷 PE 管道的承载能力具有重要现实意义。与金属材料相比,PE 属于非线性的黏弹性材料,文章结合拉伸试验以及 DIC 数字相关法获取 PE100 的材料参数,以塑性失效准则为依据判断局部减薄缺陷 PE 管道是否发生失效,采用有限元分析得到不同缺陷尺寸的 PE 管道承载能力;随后将遗传算法和神经网络相结合,建立了含局部减薄缺陷 PE 管道承载能力预测的 GA-BP 模型,并将预测结果与 BP 模型预测结果进行分析对比,为快速获取局部减薄缺陷 PE 管道的承载能力提供理论基础。

# 1 PE 材料的拉伸试验

## 1.1 试验设备与材料

试验设备采用 UTM5105 电子万能试验机和 DIC 数字图像相关应变测量分析系统,设备如图 1 所示。文章的研究对象是 PE100 级燃气管,管道标准尺寸比(SDR)为 11,即管道公称外径和公称厚度的比值是 11,公称外径为 32 mm,将管材加工成拉伸试样,并在试样表面制作散斑图像,以便获取拉伸过程中的应变场分布,试样如图 2 所示。



图 1 拉伸与 DIC 测试系统

Fig.1 Experimental system of tensile test and DIC

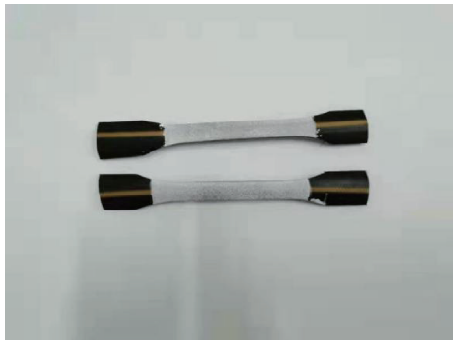


图 2 含散斑 PE100 拉伸试样

Fig.2 Stretch sample containing speckle of PE100

## 1.2 拉伸试验结果

结合拉伸与 DIC 测试系统对 PE100 进行拉伸试验<sup>[5]</sup>, 以 4.5 mm/min 的恒拉伸速率拉伸 PE100 试样, 通过拉伸试验机的力传感器获取力的变化, 同时通过 DIC 系统获取应变变化, 从而得到 PE100 试样拉伸过程的真实应力应变曲线, 如图 3 所示。

选取加载过程中 5 个典型时刻 (图 3 对应的点 A~点 E), 即弹性、屈服、强化、缩颈、失效, 对 5 个时刻对应的应变云图进行表征, 如图 4 所示。

1) 弹性阶段 (图 3 点 A 处), 云图颜色呈绿、黄色且较为均匀。此时由于载荷较小, 因此整体应变较小, 整体变形均匀, 聚乙烯管材处于弹性变形阶段。

2) 屈服阶段 (图 3 点 B 处), 云图颜色已经基本变成黄色, 应变量不断增加, 标记点位置不断下移。

3) 强化阶段 (图 3 点 C 处), 云图颜色呈红、橙色相间的状态, 标记点位置继续下移, 试样上部形成了一条应变集中带, 云图整体应变值增加, 此阶段为聚乙烯管材的塑性强化阶段。

4) 颈缩阶段 (图 3 点 D 处), 应变集中带处发生颈缩呈现为红色区域, 标记点位置继续下移, 应变值不断增加, 但试样上部和下部位置应变减小, 此阶段为聚乙烯管材的颈缩阶段。

5) 失效阶段 (图 3 点 E 处), 标记点位置继续下移, 韧性空洞开始产生, 应变能得到释放, 试件进入韧性失稳阶段, 试件破坏。

考虑到 PE 材料延展性好, 文章重点关注屈服以及强化阶段的材料性能, 研究材料的塑性变形情况。本文以 4.5 mm/min 的拉伸速率 (应变率为  $10^{-3} \text{ s}^{-1}$ <sup>[6]</sup>) 为例进行研究, 结合 PE 管材的本构模型并利用 0.2% 残余应变法求解屈服应力, 计算 PE100 管道材料的力学性能参数, 计算结果显示泊松比  $\lambda=0.45$ , 密度  $\rho=951 \text{ kg/m}^3$ , 弹性模量  $E_i=1128 \text{ MPa}$ , 屈服应力  $\sigma=11.93 \text{ MPa}$ 。

## 2 含缺陷 PE 管道承载能力的有限元分析

利用 Abaqus 有限元分析软件根据燃气管道的结构尺寸建立了有限元仿真模型, 根据几何结构以及载荷边界条件的对称性, 选取模型的 1/4 进行分析, 剖分面为模型对称面。有限元分析过程中采用的单元类型为 C3D8R, 网格控制参数使用六面体扫掠网格。根据圣维南原理, 为了消除边界效应, 分析管道长度取管道外直径的 2 倍以上<sup>[7]</sup>。为了考虑弯矩、轴向力组合和局部减薄尺寸参数对失效压力的影响, 定义一无量纲参数  $c$ , 其中  $M_1=cM_0$ ,  $F_1=cF_0$ , 式中  $M_1$  和  $F_1$  为 PE 管材所受到的实际附加弯矩和轴向力,  $M_0$  和  $F_0$  为该缺陷下的管材的弯矩承载能力和轴向力承载能力。

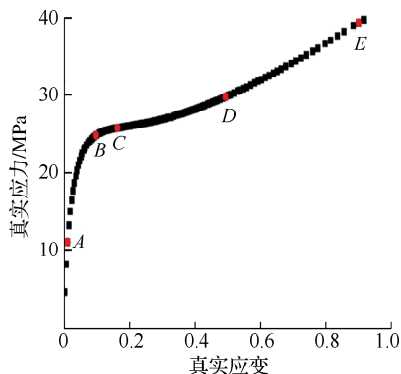


图 3 真实应力应变曲线

Fig.3 Real stress and strain curve

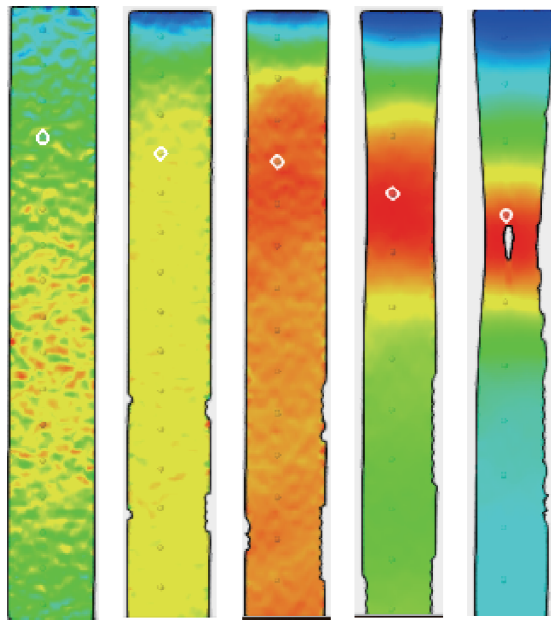


图 4 DIC 应变云图

Fig.4 DIC strain cloud map

考虑到实际工况下管道局部减薄的形状复杂,结合研究人员的经验与文献报道,将压力管道的局部减薄缺陷规则化为矩形体积型缺陷<sup>[8-9]</sup>。如图 5 所示,设置 4 个缺陷尺寸变量<sup>[10]</sup>,分别为相对深度  $C/T$ ,相对轴向长度  $2A/\sqrt{RT}$ ,相对周向角度  $2\theta/\pi$  和无量纲参数  $c$ ,研究不同缺陷尺寸的 PE 管道分别在  $c=0.3$  ( $0.3M_0$  和  $0.3F_0$ ),  $c=0.4$  ( $0.4M_0$  和  $0.4F_0$ ),  $c=0.5$  ( $0.5M_0$  和  $0.5F_0$ ) 复合作用情况下的内压承载能力,  $C/T$  的取值为 0.1, 0.3, 0.5,  $2\theta/\pi$  的取值为 0.2, 0.6, 1,  $2A/\sqrt{RT}$  的取值为 0.25, 0.75, 1.25,  $c$  的取值为 0.3, 0.4, 0.5。

在有限元模型 1/4 模型的对称面分别施加对称约束,同时根据结构与载荷特征,在模型上附加 Y 方向的约束,防止模型发生移动,在管道左端面中心设定一个参考点,并将右端面与该参考点进行耦合,将弯矩施加于参考点,边界条件如图 6 所示。在有限元分析过程中设置两个分析步:第一,分别施加弯矩  $M_1$  和轴向力  $F_1$ ;第二,从 0 不断加载内压直到管道屈服,以此获得管道在弯矩、轴向力复合作用下的内压承载能力。

图 7 给出了有限元仿真获得的含局部减薄缺陷的 PE 管道在内压、弯矩、轴向力联合载荷作用下的应变分布云图。鉴于载荷的耦合效应,复合载荷作用下的内压承载能力并没有表现出特定的规律,无法线性化拟合,因此文章拟采用神经网络方法预测含缺陷管道在复合载荷作用下的承载能力。通过有限元分析获取了 81 组在复合载荷作用下含局部减薄缺陷 PE 管道的承载能力数值,为后面使用神经网络算法的预测提供数据支撑。

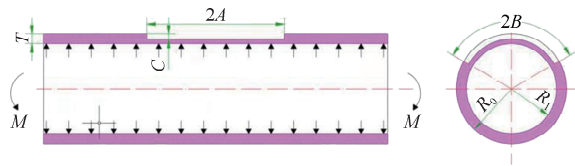


图 5 缺陷尺寸示意图

Fig.5 Schematic diagram of defect dimensions

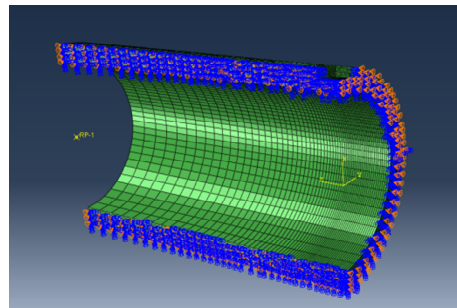


图 6 管道边界条件

Fig.6 Pipeline boundary conditions

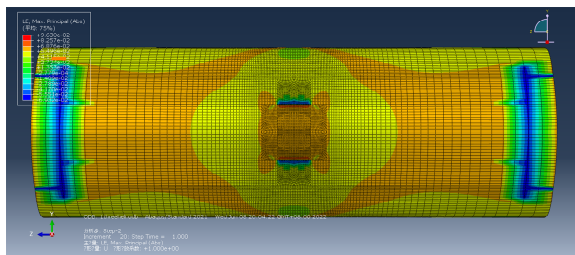


图 7 管道应变分布云图

Fig.7 Cloud map of the pipeline strain distribution

### 3 含局部减薄缺陷 PE 管道承载能力预测的 GA-BP 模型

#### 3.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络<sup>[11-12]</sup>是目前应用最为广泛的人工神经网络之一,它包括输入层、隐含层及输出层的 3 层神经网络,网络上下层之间实现权连接,而每层节点间没有连接,实现输入参数的正向传播,误差的逆向传播,并逐层修改连接的权值和阈值,以此不断循环直至出现最优解<sup>[13]</sup>,但也存在着容易陷入局部极小、预测精度低等问题<sup>[14]</sup>。

为充分考虑在内压、轴向载荷、弯矩联合作用对局部减薄缺陷管道的承载能力的影响,分别对缺陷相对深度 (0.1, 0.3, 0.5)、相对轴向长度 (0.25, 0.75, 1.25) 和相对周向角度 (0.2, 0.6, 1) 的大小进行了设计,研究不同缺陷尺寸的 PE 管道分别在  $c=0.3$  ( $0.3M_0$  和  $0.3F_0$ ),  $c=0.4$  ( $0.4M_0$  和  $0.4F_0$ ),  $c=0.5$  ( $0.5M_0$  和  $0.5F_0$ ) 复合载荷作用下的内压承载能力,共建立了 81 组工况,利用



70%的数据（57 组数据）进行神经网络训练，30%的数据（24 组数据）进行预测验证。

模型为 3 层 BP 神经网络模型，选取相对深度、相对轴向长度、相对周向角度和无量纲参数这 4 个参数作为输入量，即输入层节点数为 4。以极限内压作为输出量，即输出层节点数为 1。将模型的训练次数设为 1 000，学习速率为 0.01，训练目标最小误差为 0.000 1，通过设置不同的隐藏层节点数量，计算平均绝对误差和平均均方根误差。

由图 8 可知，通过迭代训练，得到当隐元数为 8 时，预测值与期望值的最优平均绝对百分比误差（MAE）为 36.27%，平均均方根误差（RMSE）为 33%，此时网络训练达到最优<sup>[15]</sup>，因此网络模型结构确定为 4-8-1，所以将隐藏层节点个数设为 8。建立含局部减薄缺陷 PE 管道承载能力预测的 BP 神经网络的拓扑结构如图 9 所示。

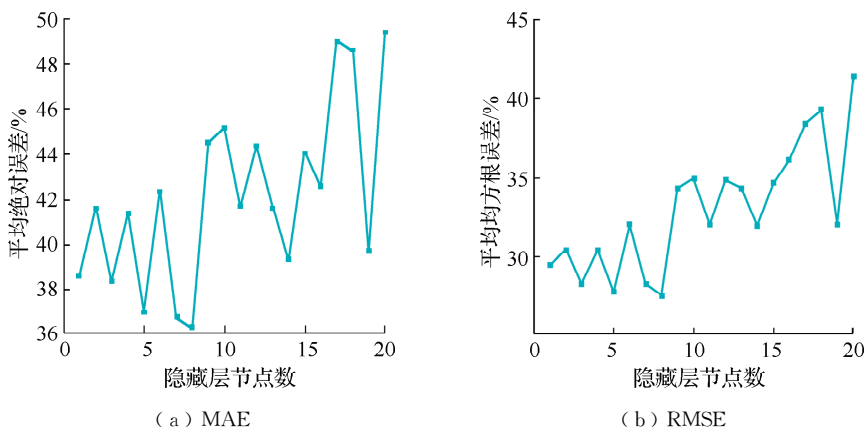


图 8 不同隐藏层节点数对应的平均绝对误差和平均均方根误差

Fig.8 The mean absolute percentage error and mean root mean square error corresponding to the number of nodes in different hidden layers

### 3.2 GA-BP 神经网络模型

遗传算法借鉴了达尔文的生物进化论和孟德尔的遗传学说<sup>[16]</sup>，通过对优化问题的解进行编码，按照选择的适应度函数进行选择、交叉和变异操作<sup>[14]</sup>，对个体进行筛选，确保保留下适应度值较高的个体，并形成种群。这样周而复始，直至满足设定要求为止。

GA-BP 模型是建立在含局部减薄缺陷 PE 管道承载能力预测的 BP 神经网络的前提下，利用遗传算法不断优化 BP 神经网络的初始权值及阈值，以此来克服 BP 神经网络自身的不足，即权值、阈值的更新问题及易陷入局部最优解的问题，有效增强了模型的泛化能力和收敛性。神经网络主程序在 MatlabR2020b 环境下生成<sup>[17]</sup>，主要包含 BP 神经网络对各类缺陷尺寸的训练拟合和遗传算法的优化调整，GA-BP 模型的算法流程图如图 10 所示。

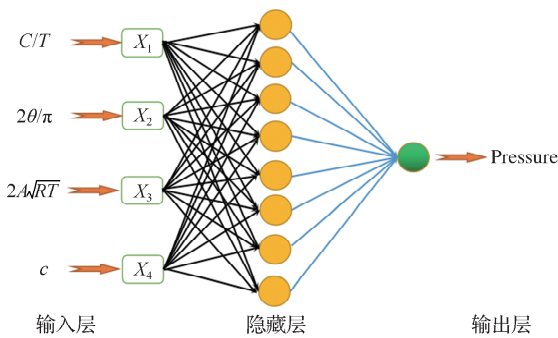


图 9 BP 神经网络拓扑结构

Fig.9 BP Neural network topology

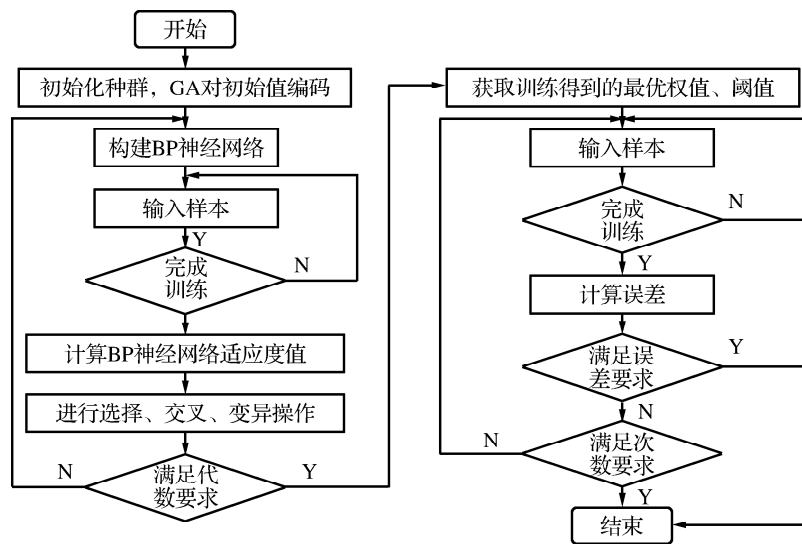


图 10 GA-BP 神经网络算法流程图

Fig.10 Flow chart of the GA-BP neural network algorithm

3.3 承载能力预测结果及分析

通过对 57 组训练数据进行迭代训练和参数调试发现,当种群数目为 20,进化代数为 30,交叉概率设置为 0.7,变异概率设置为 0.02 时,经 GA 优化过的含局部减薄缺陷 PE 管道承载能力研究模型的 MAE 和 RMSE 分别为 24.49%和 23.15%,此时预测的结果误差最小。此时 BP 神经网络预测的 MAE 和 RMSE 分别为 80.66%和 64.09%,因此通过 GA 优化使神经网络模型的预测精度得到了提高。

如图 11 所示,将训练好的神经网络模型对其余的 24 组测试数据进行承载能力预测,并将有限元仿真结果(真实值)、BP 神经网络模型预测值(优化前 BP 预测值)和 GA-BP 神经网络模型预测值(GA 优化后 BP 预测值)进行对比,可以发现,与 BP 预测值相比,GA 优化后的 BP 预测值与真实值吻合度较高,变化趋势相同,因此 GA 优化后的 BP 神经网络对局部减薄 PE 管道承载能力预测更加精准。

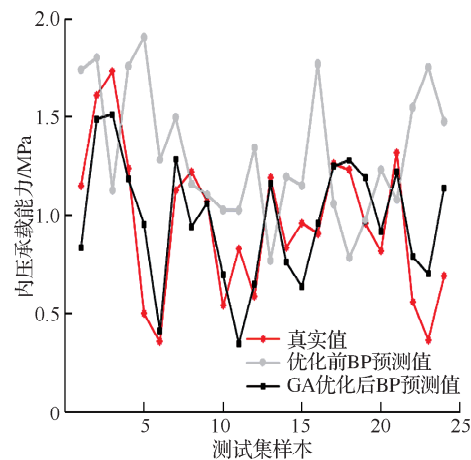


图 11 GA 优化前后 BP 神经网络的预测结果

Fig.11 Predictive results of the BP neural networks before and after GA optimization

4 结 论

- 1) 结合拉伸试验与 DIC 数字图像相关法获得了 PE100 的真实应力应变曲线和 DIC 应变云图,发现 PE 材料在拉伸过程中经历了弹性阶段、屈服阶段、强化阶段、颈缩阶段和失效阶段,并通过试验数据拟合得到初始弹性模量和屈服应力等相关参数。
- 2) 采用有限元仿真方法实现了不同缺陷 PE 管道在多种载荷作用下的承载能力计算,为神经网络模型的训练与预测提供了数据支撑。
- 3) GA 优化后的 BP 神经网络模型的预测值与模拟结果吻合较好,表明基于 GA 优化 BP 神经网络

络模型预测局部减薄缺陷 PE 管道的承载能力是可行的,在一定程度上能够为快速获取局部减薄缺陷 PE 管道的承载能力提供理论基础。

### 参考文献:

- [1] 徐磊, 侯磊, 李雨, 等. 机器学习在油气管道的应用研究进展及展望[J]. 油气储运, 2021, 40(2): 138-145.
- [2] SILVA R C C, GUERREIRO J N C, LOULA A F D. A study of pipe interacting corrosion defects using the FEM and neural networks[J]. Advances in Engineering Software, 2007, 38(11/12): 868-875.
- [3] 白瑞峰. 体积型缺陷对油气管道安全性的影响研究[D]. 西安: 西北大学, 2021.
- [4] 李琴, 孙春梅, 黄志强, 等. 兰成渝腐蚀管道失效压力的 GA-BP 神经网络组合预测方法[J]. 中国安全生产科学技术, 2015, 11(11): 83-89.
- [5] 仇海, 袁惠新, 郭早阳. 基于 DIC 系统的 PE-HD 力学性能[J]. 工程塑料应用, 2017, 45(3): 41-44.
- [6] 杨利伟, 邢雯雯, 张莉平, 等. 基于 GA 优化 BP 神经网络模型的污水管道系统健康状况评估[J]. 给水排水, 2021, 57(9): 123-131.
- [7] 史雪婷. 复杂载荷作用管道腐蚀缺陷剩余强度非线性有限元研究[D]. 西安: 西安石油大学, 2017.
- [8] 秦敬芳, 陈定岳, 陈文飞, 等. 含局部减薄缺陷压力管道的塑性极限载荷数值分析和安全评定研究[J]. 化工设备与管道, 2017, 54(2): 74-77.
- [9] 陈钢, 贾国栋, 陶雪荣, 等. 内压、弯矩联合载荷作用下含局部减薄压力管道塑性极限载荷数值分析[C]//第五届全国压力容器学术会议论文集. 南京: 国家质量技术监督局锅炉压力容器检测研究中心, 2001: 189-193.
- [10] 左建东. 含缺陷燃气聚乙烯管道的安全评定数值分析[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [11] 徐黎明, 王清, 陈剑平, 等. 基于 BP 神经网络的泥石流平均流速预测[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2013, 43(1): 186-191.
- [12] 张翔, 王应刚, 陈泓谕, 等. 基于 BP 神经网络与遗传算法的固结磨具制作工艺参数优化[J]. 表面技术, 2022, 51(2): 358-366.
- [13] HUA X, ZHANG G, YANG J W, et al. Theory study and application of the BP-ANN method for power grid short-term load forecasting[J]. ZTE Communications, 2015, 13(3): 2-5.
- [14] 任谢楠. 基于遗传算法的 BP 神经网络的优化研究及 MATLAB 仿真[D]. 天津: 天津师范大学, 2014.
- [15] 林济铿, 任怡睿, 闪鑫, 等. 基于 Logistic 回归深层神经网络的电力系统故障概率诊断[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2021, 54(2): 186-195.
- [16] 段侯峰. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的变压器故障诊断[D]. 北京: 北京交通大学, 2008.
- [17] 杨客. 遗传算法优化的 BP 神经网络在连云港港口吞吐量预测中的应用研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2017.

(责任编辑:李艳,周安迪)