

基于 ICS-GRNN 的油气管道 剩余强度预测技术

李 明¹, 闻 伟², 李秉军¹, 牛志勇³, 陈学敏⁴, 梁昌晶⁴

(1. 中国石油华北油田分公司第五采油厂, 河北 辛集 052360;

2. 中国石油华北油田分公司第二采油厂, 河北 霸州 065700;

3. 中国石油管道局工程有限公司第四分公司, 河北 廊坊 065000;

4. 河北华北石油港华勘察规划设计有限公司, 河北 任丘 062552)

摘 要: 为提高腐蚀管道剩余强度的预测精度, 深入分析影响管道剩余强度的主要因素, 通过广义回归神经网络 (GRNN) 对剩余强度进行有效预测, 采用改进的布谷鸟搜索算法 (ICS) 对光滑因子进行寻优, 建立了基于 ICS-GRNN 的管道剩余强度预测模型, 并与其他模型进行了对比。结果表明, ICS 算法较 CS 算法提前 88 次迭代达到收敛条件, 具有更快的迭代速度; ICS-GRNN 模型的平均相对误差和希尔不等系数均最小, 分别为 1.92% 和 0.43, 与其他模型相比, 预测精度和鲁棒性最好, 预测时间最短。研究结果可为进一步确定腐蚀管道的后续承载力和服役状态提供参考。

关键词: ICS; GRNN; 剩余强度; 腐蚀管道

中图分类号: TE973

文献标识码: B

DOI: 10.19291/j.cnki.1001-3938.2022.01.006

Residual Strength Prediction Technology of Oil and Gas Pipeline Based on ICS-GRNN

LI Ming¹, WEN Wei², LI Bingjun¹, NIU Zhiyong³, CHEN Xuemin⁴, LIANG Changjing⁴

(1. No.5 Oil Production Plant of Huabei Oilfield Company CNPC, Xinji 052360, Hebei, China;

2. No.2 Oil Production Plant of Huabei Oilfield Company CNPC, Bazhou 065700, Hebei, China;

3. No.4 Branch Company of China Petroleum Pipeline Engineering Co., Ltd., Langfang 065000, Hebei, China;

4. Hebei Huabei Petroleum GangHua Survey Planning&Design Co., Ltd., Renqiu 062552, Hebei, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of residual strength of corrosion pipeline and analyze the main factors affecting the residual strength of pipeline, the residual strength is effectively predicted by generalized regression neural network (GRNN), the smoothing factor is optimized by improved cuckoo search algorithm (ICS), and the prediction model of pipeline residual strength based on ICS-GRNN is established, and comparison has been made with the other models. The results show that ICS algorithm achieves the convergence condition 88 times earlier than CS algorithm, and has faster iteration speed. The average relative error and hill inequality coefficient of ICS-GRNN model are the smallest, which are 1.92% and 0.43 respectively. Compared with other models, the prediction accuracy and robustness are the best and the prediction time is the shortest. The research results can provide reference for further determining the subsequent bearing capacity and service state of corrosion pipeline.

Keywords: ICS; GRNN; residual strength; corrosion pipeline

0 前 言

目前, 我国管道建设正在向大直径、高强度、

高钢级的方向发展, 其中腐蚀是造成管道穿孔的主要因素。为保证管道的安全运行, 需要对腐蚀管道的剩余强度进行计算和评价^[1-3]。国外学者对

管道剩余强度的研究较早, Kiefner 基于断裂力学提出了 NG-18 计算公式, 并采用水压爆破试验进行修正, 但计算精度较差^[4]; ASME 在此基础上通过修正缺陷投影面积、流变应力和当量长度系数等, 提出了 ASME B31G 公式, 最新版本为 2009, 但该公式主要适用于 X52 钢级以下的中低强度钢^[5]; 挪威船级社提出了 DNV-RP-F101 计算方法, 该公式适用于 X80 钢级以下的钢材; 美国 Battle 实验室提出了 PRORRC 计算方法, 该公式适用于 X52~X70 中高强度钢; Xu^[6]、Wang^[7]等人通过有限元分析, 依据 Von Mises 等效应力准则计算剩余强度, 计算方法较为准确, 但有限元分析需建模、网格划分等步骤, 操作过于繁琐。因此, 尽管以上方法对于评价管道剩余强度具有一定作用, 但计算结果趋于保守且无法完全适用不同强度的钢材, 而有限元分析步骤过于繁琐, 易在制定管道运行策略时过早采取降压运行或换管使用。基于此, 在人工智能、机器学习的环境下, 通过广义回归神经网络 (GRNN) 对腐蚀管道剩余强度进行有效预测, 采用改进的布谷鸟搜索算法 (ICS) 对光滑因子进行寻优, 建立基于 ICS-GRNN 的管道剩余强度预测模型, 并与其他模型进行对比, 验证预测结果的可靠性, 以期确定腐蚀管道服役寿命和服役状态提供参考。

1 基于 ICS-GRNN 的管道模型

1.1 GRNN

GRNN 是由美国学者 Specht D F 提出的基于非线性回归理论的前馈型神经网络, 属于径向基神经网络的一个分支。GRNN 以样本数据为后验条件, 通过执行 Parzen 非参数估计, 参照最大概率原则进行网络输出, 具有训练速度快、全局收敛快、非线性逼近能力强等特点, 在结构上分为输入层、模式层、求和层和输出层。

(1) 输入层: 输入层神经元的个数与输入样本的向量维数 M 相等, 神经元将输入样本通过线性函数传递给模式层。

(2) 模式层: 模式层神经元的个数与输入样本的数量 n 相等, 各神经元对应不同的样本, 第 i 个神经元的传递函数 P_i 为

$$P_i = e^{-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}}, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: X ——输入变量;

X_i ——第 i 个神经元对应的学习样本;

σ ——光滑因子。

(3) 求和层: 该层采用两类神经元进行求和, 一是对所有模式层的输出进行算术求和, 模式层与求和层之间的连接权值均为 1, 传递函数为

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i \quad (2)$$

二是对所有模式层的输出进行加权求和, 设 w_{ij} 为第 i 个模式层神经元与第 j 个求和层神经元之间的连接权值, 传递函数为

$$S_{Nj} = \sum_{i=1}^n w_{ij} P_i \quad (3)$$

(4) 输出层: 该层神经元的个数与输出样本的向量维数 k 相等, 将两类求和层的神经元相除得到输出层神经元的输出为

$$y_j = \frac{S_{Nj}}{S_D} \quad (4)$$

在 GRNN 回归的过程中, 只需要确定一个超参数 δ 。目前, δ 的选取主要依靠人工试算, 随意性较强, 在此采用 ICS 算法对其进行寻优。

1.2 布谷鸟搜索算法 (ICS)

布谷鸟搜索算法 (ICS) 源于布谷鸟的繁育行为, 属于新兴启发算法。假设布谷鸟的产卵行为满足以下三个理想状态: ①布谷鸟每次只产一个卵, 并随机选择寄生巢来孵化它; ②随机选择一组寄生巢, 并将最好的寄生巢保留至下一代; ③寄生巢的数量是固定的, 当寄主发现外来鸟蛋后, 寄主可选择消灭该蛋或抛弃该寄生巢。设布谷鸟蛋被寄主发现的概率为 $P_a = [0, 1]$, 第 z 个寄生巢在第 t 次迭代中的位置为 x_z^t , 则第 $t+1$ 次迭代的更新方式为

$$x_z^{t+1} = x_z^t + a \otimes \text{Levy}(\lambda) \quad (5)$$

式中: a ——步长控制量;

\otimes ——点对点乘积;

$\text{Levy}(\lambda)$ ——Levy 随机搜索方式。

采用 Levy 飞行机制, 其行走步长满足重尾的稳定分布。基本算法是按照公式 (5) 对寄生巢位置进行更新, 并计算目标函数适应度, 如该值优于上一次的目标值, 则更新鸟巢位置; 位置更新后, 采用随机生成的数值与 P_a 比较, 并对

鸟巢位置进行随机更改；最后，保留适应度最好的鸟巢位置，结束迭代过程，输出全局最优值。

传统的 CS 算法中 a 值取 1, P_a 取固定值，易陷入局部最优解。为加强算法的局部搜索和自适应能力，引入反余弦函数对 CS 算法进行改进，形成 ICS 算法，公式如下：

$$P_a = P_{a \min} + (P_{a \max} - P_{a \min}) \left(\frac{N-n}{N} \right)^{\arccos \frac{n}{N}} \quad (6)$$

$$a = a_{\min} + (a_{\max} - a_{\min}) \left(\frac{N-n}{N} \right)^{2 + \arccos \frac{n}{N}} \quad (7)$$

式中： n ——当前迭代次数；

N ——设置的最大迭代次数。

1.3 ICS-GRNN 的管道剩余强度预测模型

将样本数据按照 80% 和 20% 的比例分为训练集和测试集，将训练集进行归一化处理后输入 GRNN 进行预测，选择平均相对变动值 (ARV) 为适应度函数，采用 ICS 算法对光滑因子寻优，通过不断更新 GRNN 的权值和阈值，得到最优 GRNN 模型，将测试集代入优化模型，输出预测

值，分析验证结果的准确性和可行性，预测流程如图 1 所示。适应度函数为

$$ARV = \frac{\sum_{h=1}^n (y_h - y_h')^2}{\sum_{h=1}^n (y_h - \bar{y}_h)^2} \quad (8)$$

式中： y_h ——实际值；

y_h' ——模型预测值；

\bar{y}_h —— y_h 的平均值；

n ——样本的个数。

采用平均相对误差 (MAPE) 和希尔不等系数 (Theil IC) 评价模型预测结果的准确性，对应的公式如下：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n \left| \frac{y_h - y_h'}{y_h} \right| \times 100\% \quad (9)$$

$$Theil IC = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{h=1}^n (y_h - y_h')^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{h=1}^n y_h^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{h=1}^n y_h'^2}} \quad (10)$$

以上两个指标值越小，模型的预测精度越高，当 MAPE 值高于 5% 时，说明预测结果不可靠；Theil IC 数值在 0~1 之间，数值越小代表模型的鲁棒性越好。

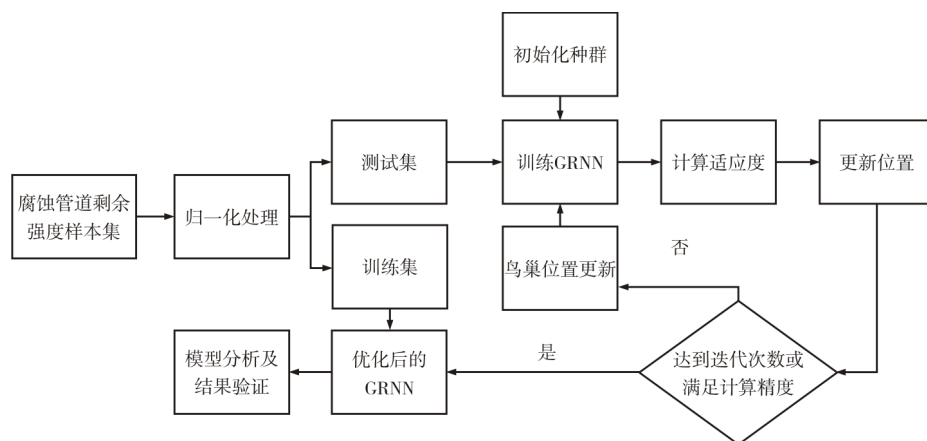


图 1 ICS-GRNN 模型的预测流程

2 实例应用

2.1 指标体系构建与数据来源

经研究表明，影响腐蚀管道剩余强度的因素主要是管材和缺陷特征。其中管材特征包括钢级、管径、壁厚、屈服强度、抗拉强度；缺陷特征包括缺陷形状、缺陷长度、缺陷宽度和缺陷深度。在其他条件一致的情况下，管道钢级越高，剩余强度越大。管径越大，剩余强度越小；壁厚

越大，剩余强度越大；屈服强度和抗拉强度对管道剩余强度的影响结果基本一致，两者均通过流变应力影响剩余强度。通常情况下，钢级越高，屈服强度和抗拉强度就越大，剩余强度也越大。常见的腐蚀缺陷形状有矩形、圆形、槽形和不规则形状，不同形状的缺陷尺寸有所不同。缺陷长度、缺陷宽度和缺陷深度与剩余强度呈负相关，其中缺陷深度对剩余强度的影响最大，而缺陷宽度的影响最小。

综上所述,选择管道钢级、管径、壁厚、屈服强度、缺陷形状、缺陷长度、缺陷宽度和缺陷深度等 8 个因素作为剩余强度的主要影响因素,因抗拉强度与管道钢级和屈服强度相关性较大,故予以剔除。

为提高预测效果的准确性,选择真实的水压爆破试验数据,从文献[8-12]中选取 79 组数据,该数据涵盖了钢级在 X42~X100 范围内所有常见的管道类型,将数据分为两组,64 组为训练集,15 组为测试集。

2.2 剩余强度预测结果

采用 Matlab 对模型进行编程,将非数字型的数据转化为数字型,如将 X42 钢级定义为 1, X46 钢级定义为 2,依次类推;同理,将缺陷形状中的矩形定义为 1,圆形定义为 2,槽型定义为 3,不规则形状定义为 4。随机抽取 10 组数据,分别定义光滑因子 δ 为 0.1、0.2、0.3、0.4 和 0.5, GRNN 的模型结构为 (8, 10, 10, 1), 预测结果的绝对误差如图 2 所示。通过图 2 可以看出 GRNN 的预测结果并不稳定, δ 的取值对其影响较大,因此需要采用 ICS 算法对 δ 进行寻优。

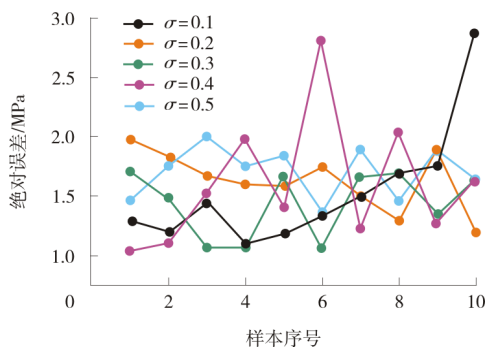


图2 不同参数值下的 GRNN 预测绝对误差

设置 ICS 算法的 $P_{a\min}$ 和 $P_{a\max}$ 分别为 0.1、0.5, a_{\min} 和 a_{\max} 分别为 0.5、1, 种群个数为 50, 最大迭代次数为 200 次。为验证 ICS 算法的优越性,将其与标准的 CS 算法进行对比,设置 P_a 为 0.5、 a 为 1 时, ICS 和 CS 算法的迭代结果如图 3 所示。随着迭代次数的增加, ICS 的迭代速度更快,整体误差和波动与 CS 算法相比更小,采用 ICS 算法迭代 47 次后达到收敛条件,此时 δ 取值为 0.647 5, 而采用 CS 算法在迭代 135 次后达到收敛条件,因此 ICS 算法较 CS 算法提前了 88 次。

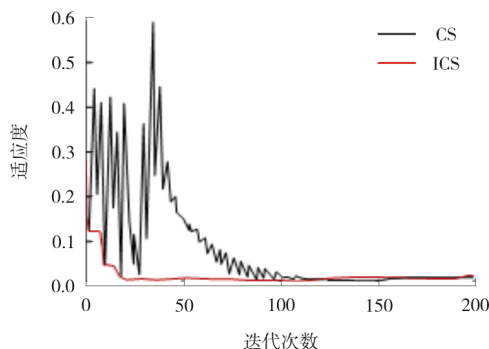


图3 ICS 和 CS 算法的迭代过程

为分析 ICS-GRNN 模型的准确性,将预测结果进行反归一化处理,并与 ASME B31G、BP 模型、PSO-GRNN 模型的计算结果进行对比,各类模型的预测结果如图 4 所示,预测数值见表 1,残差如图 5 所示,模型性能评价见表 2。分析发现,大部分 ASME B31G 的评价结果均比真实值小,且残差波动最大,说明 ASME B31G 的评价结果存在一定保守性,如按照该结果指导生产,会过早地更换管道;其他三种模型中, ICS-GRNN 模型预测结果的残差波动最小,基本在 0 值附近波动,而 BP 模型、PSO-GRNN 模型的残差波动较大,说明 ICS-GRNN 模型的预测精度和鲁棒性较好。从表 2 可知, ICS-GRNN 模型的平均相对误差和希尔不等系数均最小,分别为 1.92% 和 0.43,与 BP 模型相比, GRNN 模型属于连续函数的最佳逼近,可以以任意精度逼近任意非线性函数,而 BP 模型因采用的 Sigmoid 激活函数具有全局特性,输入样本在很大范围内对输出样本产生影响,导致 BP 模型的训练效果较差,同时训练时间较长;与 PSO-GRNN 比较, ICS 算法对光滑因子的寻优效果更好,迭代速度更快。

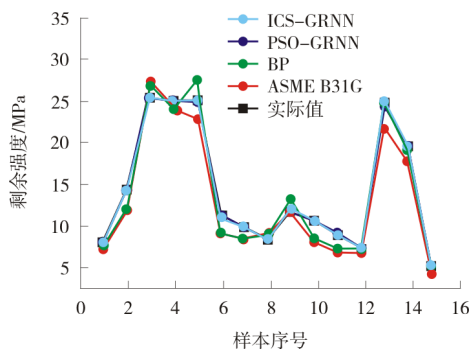


图4 不同模型预测结果对比

表 1 不同模型预测结果对比

样本 序号	实际 值/MPa	模型预测结果/MPa			
		ASME B31G	BP	PSO-GRNN	ICS-GRNN
1	7.75	7.2	7.34	7.85	7.78
2	13.79	11.8	11.96	14.02	13.99
3	25.06	26.64	26.14	25.57	24.89
4	24.37	23.48	23.88	24.01	24.45
5	24.44	22.41	26.75	24.21	24.58
6	10.8	9.05	9.25	10.95	10.75
7	9.74	8.14	8.45	9.67	9.67
8	8.4	8.98	8.75	8.21	8.31
9	11.8	11.41	12.9	11.99	11.95
10	10.3	8.1	8.5	10.52	10.44
11	8.83	6.83	7.25	8.97	8.75
12	7.55	6.65	7.37	7.12	7.43
13	24.3	21.34	23.96	24.11	24.42
14	19.08	17.45	18.45	19.46	19.24
15	5.2	4.23	5.75	5.01	5.25

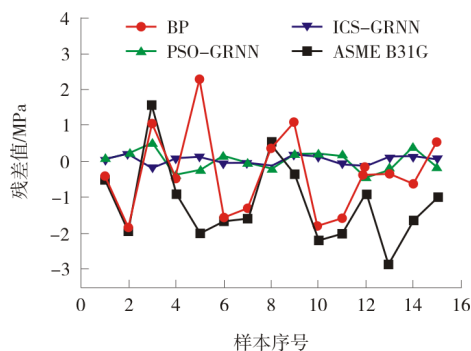


图 5 不同模型预测结果残差对比

表 2 不同预测模型评价指标对比

预测模型	MAPE/%	Theil IC	计算时间/s
ASME B31G	27.89	13.41	
BP	10.43	2.78	54.675
PSO-GRNN	6.51	1.21	18.342
ICS-GRNN	1.92	0.43	8.953

3 结 论

(1) 利用反余弦函数优化后的 ICS 算法比 CS 算法的迭代速度更快, 整体误差更小, 可更快更好地对光滑因子进行寻优。

(2) ICS-GRNN 模型的平均相对误差和希尔不等系数均最小, 分别为 1.92% 和 0.43, 与

其他模型相比, 预测精度和鲁棒性最好, 预测时间最短。

参考文献:

- [1] 柴强飞, 肖忠东, 高竞喆, 等. 基于尖锥网络分析法的管道风险评价研究[J]. 中国安全科学学报, 2017, 27(7): 88-93.
- [2] 骆正山, 袁宏伟. 基于误差补偿的 GM-RBF 海底管道腐蚀预测模型[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(3): 96-101.
- [3] 陈兆雄, 吴明, 谢飞, 等. 腐蚀管道剩余强度的评价方法及剩余寿命预测[J]. 机械工程材料, 2015, 39(5): 97-101.
- [4] MA B, SHUAI J, WANG J, et al. Analysis on the latest assessment criteria of ASME B31G-2009 for the remaining strength of corroded pipelines[J]. Journal of Failure Analysis & Prevention, 2011, 11(6): 666-671.
- [5] 马彬, 帅健, 李晓魁, 等. 新版 ASME B31G-2009 管道剩余强度评价标准先进性分析 [J]. 天然气工业, 2011, 31(8): 112-115.
- [6] XU L Y, CHENG Y F. Reliability and failure pressure prediction of various grades of pipeline steel in the presence of corrosion defects and pre-strain[J]. International Journal of Pressure Vessels & Piping, 2012, 89(1): 75-84.
- [7] WANG N, ZARGHAMEE M S. Evaluating Fitness for Service of Corroded Metal Pipelines: Structural Reliability Bases[J]. Journal of Pipeline Systems Engineering & Practice, 2014, 5(1): 1-9.
- [8] MA B, SHUAI J, LIU D, et al. Assessment on failure pressure of high strength pipeline with corrosion defects[J]. Engineering Failure Analysis, 2013, 32(9): 209-219.
- [9] FREIRE J L F, VIEIRA R D, CASTRO J T P, et al. PART 3: Burst Tests of Pipeline With Extensive Longitudinal Metal Loss[J]. Experimental Techniques, 2006, 30(6): 60-65.
- [10] CRONIN D S, PICK R J. Experimental database for corroded pipe: Evaluation of RSTRENG and B31G[C]// International Pipeline Conference. Canada: Calgary, 2010.
- [11] BENJAMIN A C, VIEIRA R D, FREIRE J L F, et al. Burst tests on pipeline with long external corrosion[C]// International Pipeline Conference. Canada: Calgary, 2010.
- [12] SOUZA R D, BENJAMIN A C, VIEIRA R D, et al. PART 4: Rupture tests of pipeline segments containing long real corrosion defects [J]. Experimental Techniques, 2007, 31(1): 46-51.

作者简介: 李 明 (1974—), 男, 本科, 高级技师, 主要从事油气开采领域工作。

收稿日期: 2021-07-19

编辑: 董 超