

# 基于 PSO-GRNN 模型的埋地管道 腐蚀剩余寿命预测

王文辉, 骆正山, 张新生

(西安建筑科技大学 管理学院, 西安 710055)

**摘 要:** **目的** 构建埋地管道腐蚀深度预测模型, 预测腐蚀管道的剩余使用寿命。**方法** 依据 ASME B31G 剩余强度评价标准, 给出管道的最大允许腐蚀深度计算方法, 引入广义回归神经网络 (GRNN), 构建埋地管道腐蚀深度预测模型, 采用粒子群算法 (PSO) 优化 GRNN 的网络参数, 结合管道腐蚀发展趋势预测方法, 对埋地薄弱管道进行腐蚀剩余寿命预测。以陕西省某埋地输油管道为例, 选取 8 个主要外腐蚀因素, 构建外腐蚀指标体系, 借助 Pycharm 编程仿真, 结合埋片试验, 对该模型预测结果进行验证分析, 并预测各腐蚀管段剩余使用寿命。**结果** 与 BP 模型相比, PSO-GRNN 模型的管道腐蚀深度预测结果最大相对误差控制在 13.77% 以内, 平均相对误差仅为 6.63%。寿命预测结果显示, 部分管段的剩余使用寿命未能达到其预期服役寿命。**结论** 所建模型预测性能要明显优于 BP 模型, 预测精度更高, 能够较好地预测埋地管道的最大腐蚀深度和未来的腐蚀发展规律, 剩余寿命预测结果贴近实际, 为管道的维修和更换提供了指导依据, 在实际工程中, 具有一定的应用价值。

**关键词:** 埋地管道; 腐蚀深度预测模型; 腐蚀发展趋势; 剩余寿命预测; 粒子群算法 (PSO); 广义回归神经网络 (GRNN)

中图分类号: TG172 文献标识码: A 文章编号: 1001-3660(2019)10-0267-09

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2019.10.033

## Prediction on Remaining Service Life of Buried Pipeline after Corrosion Based on PSO-GRNN Model

WANG Wen-hui, LUO Zheng-shan, ZHANG Xin-sheng

(School of Management, Xi'an University of Architecture & Technology, Xi'an 710055, China)

**ABSTRACT:** The work aims to construct a prediction model for the corrosion depth of buried pipeline and predict the remaining service life of the corroded pipeline. According to the ASME B31G residual strength evaluation standard, the maximum allowable corrosion depth calculation method of pipeline was given. The generalized regression neural network

收稿日期: 2019-02-11; 修订日期: 2019-04-05

Received: 2019-02-11; Revised: 2019-04-05

基金项目: 国家自然科学基金资助 (41877527, 61271278); 陕西省社科基金项目 (2018S34); 陕西省教育厅自然专项基金 (16JK1465)  
Fund: Supported by the National Natural Science Foundation of China (41877527, 61271278), Social Science Fund Project in Shaanxi province (2018S34), Education Department Nature Special Fund in Shaanxi Province (16JK1465)

作者简介: 王文辉 (1994—), 男, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为油气管道腐蚀与防护、数据分析与挖掘。

**Biography:** WANG Wen-hui(1994—), Male, Master, Engineer, Research focus: oil and gas pipeline corrosion and protection, data analysis and mining.

通讯作者: 骆正山 (1969—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为油气管道腐蚀、风险评估与建模。邮箱: 2442613372@qq.com

**Corresponding author:** LUO Zheng-shan (1969—), Male, Professor, Doctoral supervisor, Research focus: oil and gas pipeline corrosion, risk assessment and modeling. E-mail: 2442613372@qq.com

(GRNN) was introduced to construct the buried pipeline corrosion depth prediction model, and the particle swarm optimization (PSO) algorithm was used to optimize the GRNN network parameters. Combined with the prediction method of pipeline corrosion development trend, the residual life of buried weak pipelines after corrosion was predicted. With a buried oil pipeline in Shaanxi Province as the example, eight major external corrosion factors were selected to construct an external corrosion index system. With the help of Pycharm programming simulation and buried chip test, the prediction results of the model were verified and analyzed, and the remaining service life of corroded sections was predicted. Compared with the BP model, the maximum relative error of the pipeline corrosion depth predicted by the PSO-GRNN model was controlled within 13.77%, and the average relative error was only 6.63%. From the prediction on service life, the remaining service life of some sections failed to reach the expected value. The prediction performance of the prospected model is obviously better than that of BP model. The prediction accuracy is higher, and the maximum corrosion depth and future corrosion development law of buried pipeline can be better predicted. The prediction result of remaining life is close to the actual value, which provides guiding basis for maintenance and replacement of pipeline and has certain application value in actual engineering.

**KEY WORDS:** buried pipeline; corrosion depth prediction model; corrosion trend; residual life prediction; particle swarm optimization (PSO); generalized regression neural network (GRNN)

管道运输作为一项重要的民生工程,担任着全社会能源供给的重要角色,我国有 90%以上的管道埋入地下。这些管道所经地域辽阔,地质复杂,土壤环境差别较大,极易发生腐蚀<sup>[1]</sup>,而腐蚀是引发管道泄漏失效的首要原因。因此,获悉并掌握埋地管道的腐蚀发展状况,预测其腐蚀剩余寿命,进而制定相应的维修策略,对管道的安全运营意义重大。

目前国内外对管道的剩余寿命研究颇多。Kucheryaviyi 等<sup>[2]</sup>运用概率统计方法,构造了腐蚀管道的剩余寿命分布模型,进而计算出其安全服役年限。钟功祥等<sup>[3]</sup>利用 OLGA 软件模拟分析了含 CO<sub>2</sub> 油气管道的腐蚀情况,预测了管道的剩余使用寿命。李金刚等<sup>[4]</sup>采用 FSM 无损检测方法,对均匀腐蚀的金属管道剩余寿命进行了研究。以上方法效果不错,但问题在于,管道腐蚀受到诸多因素影响,利用基于概率统计方法和具有明确函数方程的模型难以确定其腐蚀关系,预测效果并不理想,且管道腐蚀速率并不均匀。因此,有必要探究更为科学合理的管道剩余寿命预测方法。

近年来,人工智能的迅速发展,使得机器学习方法逐步渗透到管道完整性研究领域。如王齐<sup>[5]</sup>、范峰<sup>[6]</sup>分别利用 BP 神经网络和小波神经网络对管道的腐蚀速率进行了预测;孙宝财<sup>[7]</sup>利用改进的遗传算法优化 BP 神经网络,预测了腐蚀管道的剩余强度;许宏良<sup>[8]</sup>基于金属管道的腐蚀原理,利用改进的粒子群算法优化 BP 神经网络,构建了管道的腐蚀速率预测模型。以上预测效果均较为理想,但神经网络结构的复杂性和其需要大样本的特点限制了网络的输出精度,而 GRNN 所具备的良好的非线性逼近能力、人为确定参数少和适合小样本的特性决定了其理论上更适用于管道的腐蚀失效研究<sup>[9-10]</sup>。鉴于此,文中选用 ASME B31G 评价标准,结合管道腐蚀参数的检测数据,确定其最大允许腐蚀深度。基于管道腐蚀发展

趋势方法,引入 PSO 优化后的 GRNN 构建管道腐蚀深度预测模型,并进行剩余寿命预测,旨在为管道的安全管理提供理论决策依据。

## 1 理论基础

### 1.1 ASME B31G 标准

#### 1.1.1 ASME B31G—1984 标准

美国煤气协会(AGA)于 20 世纪 70 年代提出一种研究管道腐蚀失效模式和缺陷以及其可承受压力的公式,在 1984 年被美国机械工程师协会(ASME)收入到管道设计规范中<sup>[11]</sup>,即 ASME B31G—1984 标准,其计算公式为:

$$\rho = \frac{2t\sigma_{\text{flow}}}{D} \cdot \left[ \frac{1 - A/A_0}{1 - A/(A_0 \cdot M)} \right] \quad (1)$$

式中: $\rho$  为管道可承受压力,MPa; $t$  为管道壁厚,mm; $\sigma_{\text{flow}}$  为管材流变应力, $\sigma_{\text{flow}}=1.1\sigma_s$ ,其中  $\sigma_s$  为管材的屈服极限; $D$  为管道直径,mm; $A$  为缺陷在管道轴向上的面积,mm<sup>2</sup>; $A_0$  为缺陷在管壁处的横截面积, $A_0=L \cdot t$ ; $M$  为 Folias 鼓胀系数,由式(2)确定。

$$M = \sqrt{1 + \frac{2.51(L/2)^2}{Dt} - \frac{0.054(L/2)^4}{(Dt)^2}} \quad (2)$$

鼓胀系数的简化表达式为:

$$M = \sqrt{1 + \frac{0.8L^2}{Dt}} \quad (3)$$

式(1)中的  $A$  根据腐蚀缺陷的长度选取,因此式(1)等价于:

$$\rho = \begin{cases} \frac{2t\sigma_{\text{flow}}}{D} \cdot \left( \frac{1 - 2d/3t}{1 - 2d/3tM} \right) & L^2/Dt \leq 20 \\ \frac{2t\sigma_{\text{flow}}}{D} \cdot \left( \frac{1 - d/t}{1 - d/tM} \right) & L^2/Dt > 20 \end{cases} \quad (4)$$

### 1.1.2 ASME B31G—1991 标准

使用结果表明, B31G—1984 标准评估过于保守, 1991 年, 该协会提出了改进的 B31G 方法<sup>[12]</sup>。

金属损失投影面积  $A=0.85dL$ , 因此有:

$$\rho = \frac{2t\sigma_{\text{flow}}}{D} \cdot \left( \frac{1-0.85d/t}{1-0.85d/tM} \right) \quad (5)$$

其中流变应力  $\sigma_{\text{flow}} = \sigma_s + 68.95 \text{ MPa}$ 。鼓胀系数作了修改, 具体为:

$$M = \begin{cases} \sqrt{1+0.6275(L/\sqrt{Dt})^2 - 0.003375(L/\sqrt{Dt})^4} & L^2/Dt \leq 50 \\ 0.032(L/\sqrt{Dt})^2 + 3.3 & L^2/Dt > 50 \end{cases} \quad (6)$$

## 1.2 广义回归神经网络

广义回归神经网络 (Generalized Regression Neural Network, GRNN) 是由美国学者 Specht. D. F 提出的一种基于非线性回归理论的神经网络模型<sup>[13]</sup>, 对应网络输入  $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ , 其输出为  $Y=[y_1, y_2, \dots, y_k]^T$ 。结构如图 1 所示。

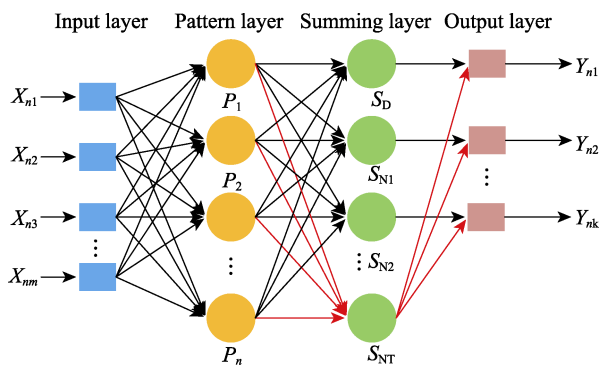


图 1 GRNN 网络结构  
Fig.1 GRNN network structure

1) 输入层。输入层接受样本的输入, 神经元数等于训练样本维数  $M$ , 输入变量通过线性函数直接传递给模式层<sup>[14]</sup>。

2) 模式层。该层神经元数量与学习样本数量  $n$  相等, 各神经元与不同的样本对应, 模式层神经元传递函数为:

$$P_i = e^{-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}}, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

神经元  $i$  的输出为输入变量与其对应的样本  $X$  之间 Euclid 距离平方的指数平方  $D_i^2 = (X-X_i)^T(X-X_i)$  的指数形式<sup>[15]</sup>。式中,  $X$  为网络输入变量;  $X_i$  为第  $i$  个神经元对应的学习样本。

3) 求和层。求和层的神经元有两种类型, 一种的计算方程为  $\sum_{i=1}^N e^{-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}}$ , 所有模式层神经元的输出都会被它算数求和, 其模式层以权值 1 与各神经

元连接, 传递函数为:

$$S_D = \sum_{i=1}^m P_i \quad (8)$$

另一种方程是  $\sum_{i=1}^N Y_i e^{-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}}$ , 所有模式层的

神经元都会被它加权求和, 第  $j$  个模式层神经元与第  $k$  个求和层神经元之间以权值  $w_{jk}$  相连。训练样本中, 第  $j$  个输出向量中的第  $k$  个元素为  $y_{jk}$ , 即  $w_{jk} = y_{jk}$ , 其传递函数为:

$$S_{nk} = \sum_{j=1}^N w_{jk} P_{nj} \quad (n=1, 2, \dots, N; k=1, 2, \dots, K) \quad (9)$$

4) 输出层。输出层的神经元数与学习样本中输出向量的维度  $k$  相等, 各神经元将求和层的输出相除, 得到各输出层神经元的输出为:

$$y_{nk} = \frac{S_{nk}}{S_{Tn}} \quad (n=1, 2, \dots, N; k=1, 2, \dots, K) \quad (10)$$

## 1.3 粒子群算法

考虑到 GRNN 中的参数待优化问题, 引入粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 对 GRNN 的光滑因子自动寻优。PSO 作为一种经典的智能优化算法, 由 James Kennedy 和 Russel Eberhart 于 1995 年提出<sup>[16]</sup>。基本的 PSO 是受鸟类觅食行为启发而获得的灵感, 若存在  $D$  维搜索空间, 有  $n$  个粒子组成种群, 各个粒子的具体属性定义如下, 其中  $1 \leq d \leq D$ ,  $1 \leq i \leq N$ 。

$$X_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t, \dots, x_{iD}^t), \quad x_{id}^t \in [L_d, U_d] \quad (11)$$

$$V_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{id}^t, \dots, v_{iD}^t), \quad v_{id}^t \in [V_{d,\min}, V_{d,\max}] \quad (12)$$

$$P_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{id}^t, \dots, p_{iD}^t) \quad (13)$$

$$P_g^t = (p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gd}^t, \dots, p_{gD}^t) \quad (14)$$

式中:  $t$  时刻第  $i$  个粒子的位置如式(11)所示,  $L_d$  和  $U_d$  分别是  $d$  维空间的下限和上限。式(12)为粒子的速度表达式,  $V_{d,\min}$  和  $V_{d,\max}$  分别为第  $d$  维空间的最低速度和最高速度。式(13)和式(14)分别为个体的最佳位置和全局最佳位置。在每次迭代过程中, 粒子通过式(15)、(16)更新自身速度和位置:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (15)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (16)$$

式中:  $\omega$  为惯性权重;  $k$  为当前迭代次数;  $c_1$ 、 $c_2$  为学习因子;  $r_1$ 、 $r_2$  在  $[0, 1]$  区间随机取值。粒子的状态改变主要取决于前一代搜索速度、粒子历代最佳位置和群体历代最佳位置三个因素<sup>[17]</sup>。

## 2 PSO-GRNN 腐蚀深度预测模型

PSO-GRNN 埋地管道腐蚀深度预测模型的基本架构如图 2 所示。

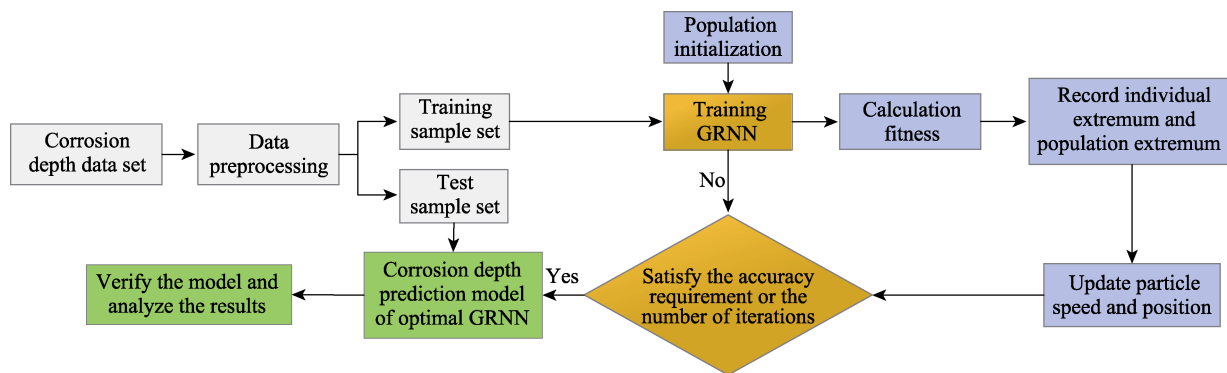


图2 埋地管道腐蚀深度预测架构

Fig.2 Prediction architecture of buried pipeline corrosion depth

## 2.1 模型构建详细流程

1) 数据分割与预处理。若有  $n$  段管道样本，其外腐蚀因素为  $m$  个，则定义管道样本数据集为  $X = \{x_{ij} | i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}$ 。将数据集分为训练集和测试集：训练集用来进行模型调参，测试集用来验证模型性能。鉴于各指标量纲不一致，先按式(17)进行归一化处理。

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (17)$$

式中： $x_{ij}$  为第  $i$  个管道样本的第  $j$  个指标值； $\max(x_j)$  和  $\min(x_j)$  分别为第  $j$  个指标的最大值和最小值； $x_{ij}^*$  为归一化后的结果。

2) 种群初始化。初始化粒子群，设置 PSO 算法粒子数、粒子维度、适应度函数、学习因子和迭代次数等参数。同时，对粒子的速度和位置随机初始化，且计算出当前粒子群的个体最优值和全体最优值。

3) 适应度计算。依据适应度函数逐个计算各粒子的适应度值。

4) 迭代更新粒子的位置和速度。对比每个粒子的当前适应度值与历代最优位置  $p_{best}$ ，如果更优，则将其作为当前该粒子的最优位置  $p_{best}$ 。对每个粒子，将其适应度值与整个粒子群当代的最好位置  $g_{best}$  作比较，如果更优，则将其作为当前全体粒子的全局最优位置  $g_{best}$  [18]。

5) 迭代终止。迭代终止条件一般依据具体问题选为最大迭代次数或预设精度。若终止条件没有满足，则会返回步骤 2) 继续循环迭代更新粒子的速度和位置，否则程序终止。

6) 腐蚀深度预测。将测试集输入到训练好的 PSO-GRNN 腐蚀深度预测模型中，求出管道腐蚀深度预测结果，并对结果进行验证分析。

## 2.2 模型评估

为验证模型预测效果，选用相对误差 (Relative Error,  $RE$ ) 和均方根误差 (Root Mean Square Error,  $RMSE$ ) 两个指标来评判模型性能。计算公式为：

$$RE = \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (18)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (19)$$

式中： $y_i$  为测试样本集的真实值； $\hat{y}_i$  为预测值； $n$  为样本数。两个指标值均是越接近于 0，表明误差越小，模型的预测效果越好。

## 3 腐蚀管道剩余寿命预测

### 3.1 最大允许腐蚀深度确定

管道的最大允许腐蚀深度是根据管道的制作工艺和腐蚀参数来决定的，可根据 1.1 节中 ASME B31G 标准来确定 [19]。当腐蚀管道的运行压力值达到失效压力值时，其腐蚀缺陷深度即为最大允许腐蚀深度。若管道的可承受运行压力为  $p_{run}$ ，将  $p_{run}$  带入 ASME B31G 计算公式中，则有：

$$d_{max} = \begin{cases} \frac{3Mt}{2} \cdot \left( \frac{Dp_{run} - 2t\sigma_{flow}}{Dp_{run} - 2Mt\sigma_{flow}} \right) & L^2 / Dt \leq 20 \\ Mt \cdot \left( \frac{Dp_{run} - 2t\sigma_{flow}}{Dp_{run} - 2Mt\sigma_{flow}} \right) & L^2 / Dt > 20 \end{cases} \quad (20)$$

式中： $d_{max}$  为管道的最大允许腐蚀深度。随着腐蚀时间的增加，腐蚀缺陷部位的长度值  $L$  和深度值  $d$  在不断变化，鼓胀系数  $M$  也与腐蚀缺陷长度  $L$  有关。因此，式中存在两个变量  $d$  和  $L$ ，无法直接求解，可通过 python 编程进行迭代求解，其迭代步长代表了计算精度，通常可取 0.001 mm。

### 3.2 腐蚀发展趋势预测

管道腐蚀是一个动态发展并时刻变化的过程。若管道已发生腐蚀，则需评价腐蚀对管道安全造成的影响和管道腐蚀缺陷逼近失效的临界时刻 [20]。简言之，就是需要预测管道的腐蚀发展趋势，进而求得管道的剩余使用寿命。

实际情况中，管道的腐蚀机理较为复杂，但由于管道腐蚀缺陷尺寸的发展扩大是一个单调递增过程，

且在相对较短的时间里，其腐蚀发展速率较为平稳，腐蚀发育变化缓慢。因此，假定在一段时间内管道腐蚀发育趋势呈现指数规律增长，如式(21)所示：

$$t_x = ae^{bT_x} \tag{21}$$

式中： $t_x$  为管道发生腐蚀  $T_x$  年后的最小剩余壁厚； $a$ 、 $b$  表示与环境因素有关的常数； $T_x$  表示管道发生腐蚀后的运行时间。

将两次检测数据带入式(21)中即可求出  $a$ 、 $b$ ，再将  $a$ 、 $b$  的值带入，即可得出管道腐蚀发展趋势曲线，如式(22)所示：

$$d_x = t - \frac{t - d_1}{\exp\{T_1 / (T_1 - T_2) \cdot \ln[(t - d_1) / (t - d_2)]\}} \cdot \exp\left\{\left[T_x \cdot \ln\left(\frac{t - d_1}{t - d_2}\right)\right] / (T_1 - T_2)\right\} \tag{22}$$

式中： $T_1$ 、 $T_2$  分别表示管道投入使用后的检测时间； $d_1$ 、 $d_2$  分别表示第  $T_1$ 、 $T_2$  年检测出来的最大腐蚀深度； $t$  表示管道初始壁厚； $d_x$  表示管道投入使用后第  $T_x$  年的最大腐蚀深度。

3.3 剩余寿命预测模型

埋地管道的腐蚀剩余寿命预测建模思路如下：首先选取若干管段，对这些管段进行开挖检测，确定薄弱管段的腐蚀缺陷参数，计算其最大允许腐蚀深度；再通过埋片试验获取腐蚀深度检测数据，结合腐蚀发展趋势预测方法，构建不同时间点下的 PSO-GRNN 腐蚀深度预测模型，给出埋地管道的最大腐蚀深度发展规律；最后，依据此规律和最大允许腐蚀深度预测埋地管道的剩余使用寿命，其基本架构如图 3 所示。

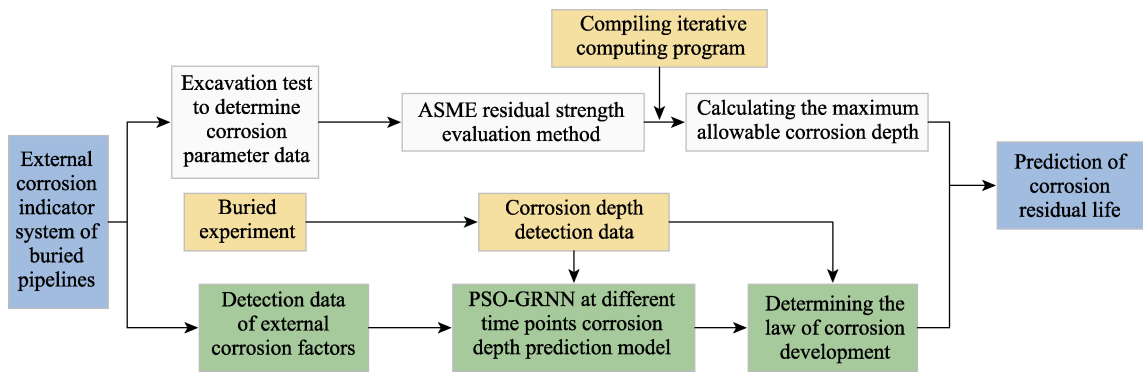


图 3 管道腐蚀剩余寿命预测模型  
Fig.3 Prediction model for residual life of pipeline after corrosion

4 实例应用

4.1 背景介绍

陕西省某油气公司目前已投建输油管道 438.25 km，管道自投产以来尚未进行全方位的检测，为获悉管道的健康状况和剩余寿命，对部分管段进行评估。本次评估的管道段管径为 DN327.8 mm，埋深位于 0.56~

2.13 m 之间，管道所使用的防腐层材料为 3PE，管道材质为 X80 碳钢，阴极保护采用牺牲阳极，设计压力为 3.6 MPa，运行压力为 2.8 MPa，管道预设寿命 50 年，目前已运营 8 年时间。

通过对所检测的 60 段埋地输油管道腐蚀参数数据进行详细分析，得出以下 16 段管道为易腐蚀管段，见表 1。

表 1 易腐蚀管段检测汇总  
Tab.1 Summary of inspection of easy-corrosion pipe section

Samples	Length of pipe section/ m	Buried depth of pipeline/m	Quality evaluation of protecting Coatings/m	Breaking point type of protecting Coatings	Cathodic protection status	Interference degree of stray current	Soil corrosion grade
1	23	1.76	bad		unstandard	strong	medium
2	31	1.94	bad	Δ3	unstandard	strong	strong
3	16	2.05	bad		unstandard	strong	medium
4	18	1.94	bad	Δ3	unstandard	strong	strong
5	24	0.82	bad		unstandard	medium	medium
6	10	1.47	bad		unstandard	strong	medium
7	12	1.39	bad		unstandard	strong	medium
8	35	2.16	bad	Δ2	standard	medium	strong

续表 1

Samples	Length of pipe section/ m	Buried depth of pipeline/m	Quality evaluation of protecting Coatings/m	Breaking point type of protecting Coatings	Cathodic protection status	Interference degree of stray current	Soil corrosion grade
9	14	0.92	bad		unstandard	strong	strong
10	20	1.64	bad		unstandard	strong	medium
11	3	0.61	bad	Δ1	standard	strong	medium
12	48	1.08	bad		unstandard	strong	strong
13	7	1.73	bad	Δ3	unstandard	strong	strong
14	12	1.25	bad		unstandard	strong	medium
15	19	2.01	bad	Δ2	unstandard	strong	strong
16	34	0.58	bad	Δ3	unstandard	strong	strong

4.2 指标体系构建与数据获取

检测易腐蚀管段所在地区的土壤环境,获取外腐蚀因素检测数据。经实验分析,确定出 8 项主要腐蚀因素(如图 4 所示),构建外腐蚀指标体系,并对易

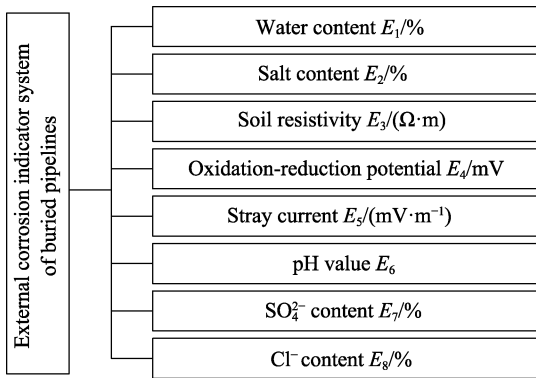


图 4 埋地管道外腐蚀指标体系

Fig.4 External corrosion indicator system of buried pipelines

腐蚀管段沿线的 16 个土壤区点进行埋片试验,试件规格为 100 mm×60 mm×8.2 mm。各试验点均设有多个埋片,按埋片时间分为 0.5、1、1.5 年三个批次依次取样,分别测试不同时刻各试验点埋片的最大腐蚀深度,具体数据见表 2 和表 3。

4.3 腐蚀深度预测模型的训练和检验

将表 2 和表 3 数据归一化处理后,分别带入 PSO-GRNN 腐蚀深度预测模型进行训练。PSO 参数设置:种群数  $n=60$ ,最大迭代次数  $N=200$ , $\omega_{\max}=0.8$ , $\omega_{\min}=0.2$ ,粒子维数  $D=1$ ,学习因子  $c_1=c_2=2$ ,适应度函数选为 RMSE,其中数据集以 3:1 比例进行划分。将编号为 13、14、15 和 16 的管段作为测试样本,PSO 寻优后的最小 RMSE 为 0.0348,迭代 62 次达到收敛状态,光滑因子 Spread 取值为 0.735。采用文献[19]中的 BP 模型与之对比,将相对误差 RE 作为评判标准,结果见表 4。

表 2 0.5 年后管道腐蚀监测数据

Tab.2 Monitoring data of pipeline corrosion after half a year

Samples	$E_1/\%$	$E_2/\%$	$E_3/(\Omega \cdot m)$	$E_4/mV$	$E_5/(mV \cdot m^{-1})$	$E_6$	$E_7/\%$	$E_8/\%$	$G/mm$
1	23.12	0.16	55.41	15.23	2.69	7.28	0.158	0.168	0.243
2	18.47	0.28	15.49	201.26	3.35	7.03	0.273	0.132	0.312
3	25.59	0.07	23.67	238.41	1.74	7.94	0.842	0.091	0.205
4	7.98	0.14	21.83	91.13	4.67	8.20	0.021	0.073	0.382
5	10.74	0.26	64.19	448.42	1.38	7.11	0.577	0.315	0.157
6	37.16	0.35	16.38	418.38	2.26	8.05	0.603	0.084	0.118
7	12.05	0.21	32.04	359.32	3.68	8.14	0.048	0.159	0.145
8	24.38	0.17	62.17	280.11	0.91	4.98	0.709	0.537	0.263
9	23.59	0.14	65.43	509.08	4.30	7.57	0.106	0.196	0.209
10	38.57	0.38	16.39	20.49	3.84	4.08	0.149	0.085	0.187
11	11.48	0.36	61.48	418.24	4.80	5.35	0.084	0.168	0.120
12	26.21	0.35	21.29	169.49	1.20	7.51	0.041	0.173	0.211
13	5.69	0.37	7.56	523.69	2.95	7.22	0.028	0.230	0.254
14	13.52	0.46	14.26	65.38	2.42	5.63	0.045	0.295	0.138
15	21.28	0.27	21.25	425.36	1.19	7.16	0.021	0.263	0.296
16	13.57	0.13	14.69	503.19	3.85	7.02	0.639	0.318	0.340



表 3 1 年后管道腐蚀监测数据表  
Tab.3 Monitoring data sheet of pipeline corrosion after one year

Samples	$E_1/\%$	$E_2/\%$	$E_3/(\Omega\cdot\text{m})$	$E_4/\text{mV}$	$E_5/(\text{mV}\cdot\text{m}^{-1})$	$E_6$	$E_7/\%$	$E_8/\%$	$G/\text{mm}$
1	21.02	0.18	54.21	14.23	2.89	7.08	0.147	0.157	0.321
2	17.49	0.26	13.82	231.16	3.40	6.93	0.262	0.135	0.445
3	23.38	0.09	21.57	208.51	1.77	7.54	0.805	0.141	0.332
4	7.96	0.16	20.43	92.48	4.58	7.20	0.043	0.081	0.527
5	10.54	0.27	61.28	438.12	1.42	8.01	0.556	0.319	0.231
6	35.46	0.38	15.39	409.29	2.06	7.93	0.618	0.104	0.198
7	12.07	0.20	31.24	352.80	3.55	8.16	0.051	0.175	0.260
8	23.18	0.19	63.07	282.54	0.93	4.97	0.708	0.526	0.355
9	21.49	0.16	68.38	510.15	4.21	7.82	0.107	0.180	0.284
10	36.51	0.29	17.09	22.37	3.74	4.15	0.144	0.077	0.297
11	12.50	0.33	60.55	415.50	4.92	5.00	0.085	0.159	0.211
12	24.01	0.34	24.82	170.99	1.28	7.66	0.045	0.165	0.396
13	5.58	0.39	9.47	518.04	2.87	6.83	0.029	0.231	0.477
14	12.49	0.42	16.83	64.75	2.44	5.14	0.037	0.284	0.208
15	23.72	0.28	19.25	423.26	1.11	7.19	0.026	0.267	0.439
16	14.63	0.17	24.36	504.59	3.76	7.05	0.601	0.305	0.487

表 4 模型预测结果对比  
Tab.4 Comparison of model prediction results

Samples	Half a year later					One year later				
	Measured value	BP model		PSO-GRNN model		Measured value	BP model		PSO-GRNN model	
		Predictive value	RE/%	Predictive value	RE/%		Predictive value	RE/%	Predictive value	RE/%
13	0.254	0.219	13.78	0.230	9.45	0.477	0.501	5.03	0.467	2.10
14	0.138	0.156	13.04	0.119	13.77	0.208	0.182	12.50	0.192	7.69
15	0.296	0.267	9.80	0.278	6.08	0.439	0.406	7.52	0.418	4.78
16	0.340	0.318	6.47	0.351	3.24	0.487	0.525	7.80	0.516	5.95

由表 4 可知，从整体角度分析，PSO-GRNN 模型的预测精度要明显优于 BP 模型，实测值与预测值的最大相对误差控制在 13.77%以内，平均相对误差为 6.63%。这证明本文所建模型能够很好地预测埋地管道最大腐蚀深度的发展状况。

4.4 腐蚀发展趋势预测

将测试片的原始厚度  $t=8.2\text{ mm}$  和 4.3 节中计算得到的埋片 0.5 和 1 年时的最大腐蚀深度预测值带入式 (22)中，可以确定在不同土壤环境下的埋片最大腐蚀深度与时间的函数关系，见表 5。

由表 5 可知，埋片法检测得到的最大腐蚀深度值与通过 PSO-GRNN 腐蚀深度预测模型计算得到的预测值之间的相对误差控制在 8.17%之内，准确度较高。这表明该模型能够很好地运用于不同环境下管材腐蚀最大深度与时间的表述关系上，在工程实践中具有应用价值。绘制各管段腐蚀发展趋势曲线，如图 5 所示。可以看出，各管段腐蚀深度趋势曲线能较好地拟合管段腐蚀发展的实际情况，这证明了模型建立的

表 5 1.5 年后埋片腐蚀发展趋势预测结果  
Tab.5 Prediction results of buried corrosion development trend after 1.5 years

Samples	Functional relationship between maximum corrosion depth and time	Calculated value	Measured value	RE/%
13	$8.2-8.21\text{e}^{-0.0607t}$	0.697	0.723	3.60
14	$8.2-8.15\text{e}^{-0.0187t}$	0.264	0.278	5.04
15	$8.2-8.06\text{e}^{-0.0367t}$	0.556	0.514	8.17
16	$8.2-8.02\text{e}^{-0.0427t}$	0.678	0.721	5.96

可行性和科学性。

4.5 计算最大允许腐蚀深度

1.5 年后，对易于发生腐蚀失效的 16 段管道进行开挖检测，各腐蚀缺陷参数见表 6。依据 ASME B31G 标准，将表 6 中各管段参数检测数据代入式(20)中，编写程序进行迭代运算，即可得出各管段的最大允许腐蚀深度，结果见表 7。

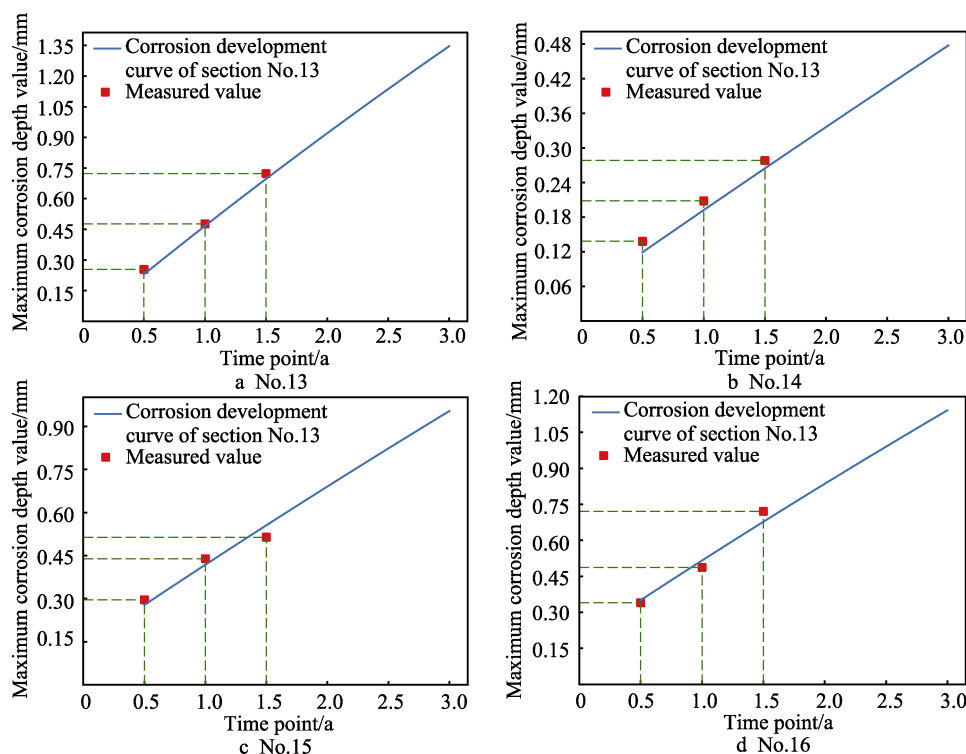


图 5 各管段腐蚀深度发展曲线

Fig.5 Corrosion depth development curve of each pipe section

表 6 腐蚀薄弱管段开挖检测数据

Tab.6 Excavation detection data of weak corroded pipe section

Samples	Original wall thickness /mm	Corrosion defect parameters		Material parameters		Samples	Original wall thickness /mm	Corrosion defect parameters		Material parameters	
		Length /mm	Depth /mm	Yield strength /MPa	Tensile strength /MPa			Length /mm	Depth /mm	Yield strength /MPa	Tensile strength /MPa
1	8.2	105.4	0.98	235	348	9	8.2	151.2	0.89	235	348
2	8.2	198.1	1.03	235	348	10	8.2	97.6	0.78	235	348
3	8.2	204.7	0.75	235	348	11	8.2	132.4	0.91	235	348
4	8.2	182.1	1.17	235	348	12	8.2	138.1	0.75	235	348
5	8.2	131.4	0.96	235	348	13	8.2	127.7	0.92	235	348
6	8.2	110.5	1.24	235	348	14	8.2	152.8	0.66	235	348
7	8.2	173.4	0.62	235	348	15	8.2	193.6	0.94	235	348
8	8.2	132.9	1.28	235	348	16	8.2	112.5	1.81	235	348

表 7 薄弱管段最大允许腐蚀深度计算结果

Tab.7 Calculation result of maximum allowable corrosion depth of weak pipe section

Samples	Maximum allowable corrosion depth/mm	Samples	Maximum allowable corrosion depth/mm
1	6.541	9	6.498
2	6.490	10	6.525
3	6.471	11	6.511
4	6.505	12	6.493
5	6.516	13	6.515
6	6.565	14	6.479
7	6.470	15	6.486
8	6.545	16	6.625

#### 4.6 腐蚀管道剩余寿命预测

将表 7 计算结果带入各薄弱管段的最大腐蚀深度与时间的函数式中,可计算得出各管段临近腐蚀失效时的运行时间。再减去管道的已运行时间,即可得各管段的剩余使用寿命,如图 6 所示。

从图 6 可以看出,管段编号为 2、4、12、13、15、16 共 6 段管道的腐蚀剩余寿命未能达到预期寿命。由表 1 知,这些管段的防腐层均存在 3 类破损点,管段更加薄弱,预测结果符合实际。由于管道腐蚀时刻进行,不断变化,一方面,应针对这些管道制定修复和维护计划,另一方面,还应依据预测结果,确定缺陷管道未来的检测时间,以便不断利用新的信息优



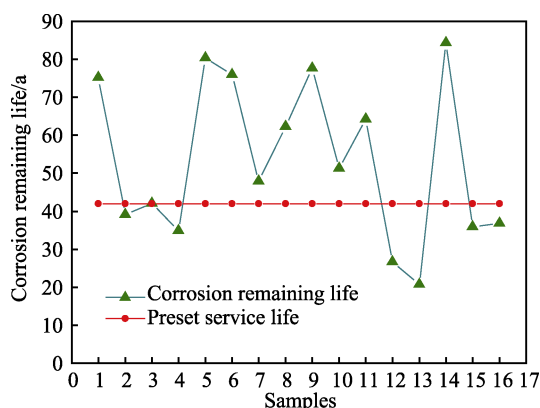


图 6 各管段剩余寿命预测值

Fig.6 Predicted remaining life of each pipe segment

化模型性能和更正之前的预测结论,从而及时准确地掌握管道的腐蚀发展状况,同时避免了模型只适用于中短期腐蚀预测的不足。

## 5 结论

1) 本文依据 ASME B31G 标准,确定了埋地管道最大允许腐蚀深度方法,结合埋地管道腐蚀发展趋势规律,构建了 PSO-GRNN 预测模型,并应用于陕西省某输油埋地管道的最大腐蚀深度预测上。与 BP 模型对比显示,PSO-GRNN 模型在预测性能上更为优秀,其最大相对误差不超过 13.77%,平均相对误差为 6.63%,预测精度较高。

2) 提出经 PSO 优化的 GRNN 预测模型,摒弃了人为因素确定网络结构参数的主观性和随意性。通过埋片试验,预测 1.5 年后埋地管道的最大腐蚀深度,发现其最大相对误差控制在 8.17%之内,平均相对误差仅为 5.69%,表明 PSO-GRNN 模型能够很好地预测埋地管道的腐蚀发展趋势。在对 16 段薄弱管道进行开挖检测的基础上,预测其腐蚀剩余寿命,结果显示部分管段未能达到预计服役寿命,应加强对该类管道的维修和管理。

3) 本文所选方法为埋地管道的腐蚀剩余寿命预测开辟了一条新道路,具有一定的参考价值,但某些方面仍需要进一步提高和完善。如埋片试验需考虑防腐层和阴极保护对管道防腐起到的积极影响。另外,油气在输送之前虽然会经过去硫、脱水和加缓蚀剂等处理,但仍然会发生微弱内腐蚀,这也是以后的研究方向。

### 参考文献:

- [1] 赵志峰. 长输管道腐蚀防护系统安全性动态评价方法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.  
ZHAO Zhi-feng. Dynamic safety evaluation method for the long-distance pipeline corrosion protection system[D].

- Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017.
- [2] KUCHERYAVYI V I, MIL'KOV S N. Statistical modeling of the residual life of an oil and gas pipeline with axial crack like defects[J]. Journal of machinery manufacture and reliability, 2014, 43(1): 82-87.
- [3] 钟功祥, 石强, 赵乾坤. 含 CO<sub>2</sub> 油气管道内腐蚀模拟及剩余寿命预测[J]. 表面技术, 2016, 45(11): 106-112.  
ZHONG Gong-xiang, SHI Qiang, ZHAO Qian-kun. Corrosion simulation inside oil-gas pipelines containing CO<sub>2</sub> and prediction of residual life[J]. Surface technology, 2016, 45(11): 106-112.
- [4] 李金刚, 林思建, 龙伟, 等. 基于 FSM 无损检测的金属管道均匀腐蚀剩余寿命预测[J]. 表面技术, 2016, 45(3): 7-11.  
LI Jin-gang, LIN Si-jian, LONG Wei, et al. Residue life prediction for metal pipe with uniform corrosion based on no damage detection using field signature method[J]. Surface technology, 2016, 45(3): 7-11.
- [5] 王齐, 胡林林. 基于 BP 神经网络的油气长输管道土壤腐蚀性预测[J]. 当代化工, 2016, 45(9): 2198-2200.  
WANG Qi, HU Lin-lin. Soil corrosion prediction of oil and gas pipeline based on BP neural network[J]. Contemporary chemical industry, 2016, 45(9): 2198-2200.
- [6] 范峥, 付文耀, 赵笑男, 等. 基于小波神经网络预测多相动态管道腐蚀速率[J]. 化工进展, 2018, 37(8): 2904-2911.  
FAN Zheng, FU Wen-yao, ZHAO Xiao-nan, et al. Prediction of tubular corrosion rate under multiphase dynamics condition based on wavelet neural network[J]. Chemical industry and engineering progress, 2018, 37(8): 2904-2911.
- [7] 孙宝财, 武建文, 李雷, 等. 改进 GA-BP 算法的油气管道腐蚀剩余强度预测[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2013, 35(3): 160-167.  
SUN Bao-cai, WU Jian-wen, LI Lei, et al. Predication of remaining strength of corroded oil and gas pipeline based on improved GA-BP algorithm[J]. Journal of Southwest Petroleum University (Science & technology edition), 2013, 35(3): 160-167.
- [8] 许宏良, 殷苏民. 基于改进 BP 神经网络优化的管道腐蚀速率预测模型研究[J]. 表面技术, 2018, 47(2): 177-181.  
XU Hong-liang, YIN Su-min. Prediction model of pipeline corrosion rate based on improved BP neural network [J]. Surface technology, 2018, 47(2): 177-181.
- [9] 骆正山, 王文辉, 王小完, 等. 基于 RS-PSO-GRNN 的埋地管道土壤腐蚀预测[J]. 材料保护, 2018, 51(8): 47-52.  
LUO Zheng-shan, WANG Wen-hui, WANG Xiao-wan, et al. Soil corrosion prediction of buried pipeline based on the model of RS-PSO-GRNN[J]. Materials protection, 2018, 51(8): 47-52.

(下转第 284 页)

- [13] SONG L Z, YANG Z Y. Corrosion resistance of sintered NdFeB permanent magnet with Ni-P/TiO<sub>2</sub> composite film [J]. Journal of iron and steel research, 2009, 16(3): 89-94.
- [14] 王慈鹰, 陈焕铭, 徐靖, 等. NdFeB 磁性材料化学镀 Ni-Cu-P 合金沉积过程分析[J]. 表面技术, 2008, 37(6): 12-13.  
WANG Han-ying, CHEN Huan-ming, XU Jing, et al. Analysis of depositing stage of electroless Ni-Cu-P plating on NdFeB magnet materials[J]. Surface technology, 2008, 37(6): 12-13.
- [15] XU J L, XIAO Q F, MEID D, et al. Microstructure, corrosion resistance and formation mechanism of alumina micro-arc oxidation coatings on sintered NdFeB permanent magnets[J]. Surface and coatings technology, 2017, 309: 621-627.
- [16] XU J L, XIAO Q F, MEID D, et al. Preparation and characterization of amorphous SiO<sub>2</sub> coatings deposited by micro-arc oxidation on sintered NdFeB permanent magnets[J]. Journal of magnetism and magnetic materials, 2017, 426: 361-368.
- [17] MAO S D, YANG H X, SONG Z L, et al. Corrosion behavior of sintered NdFeB deposited with an aluminium-coating[J]. Corrosion science, 2011, 53(5): 1887-1894.
- [18] LI J L, WANG Y X, WANG L P. Structure and protective effect of AlN/Al multilayered coatings on NdFeB by magnetron sputtering[J]. Thin solid films, 2014, 568: 87-93.
- [19] CHENG Y, PANG X, GAO K, et al. Corrosion resistance and friction of sintered NdFeB coated with Ti/TiN multilayers[J]. Thin solid films, 2014, 550: 428-434.
- [20] NAVINŠEK B, PANJAN P, MILOŠEV I. PVD coatings as an environmentally clean alternative to electroplating and electroless processes[J]. Surface and coatings technology, 1999, 116: 476-487.
- [21] MAO Shou-dong, YANG Heng-xiu, LI Jin-long, et al. The properties of aluminium coating on sintered NdFeB by DC magnetron sputtering[J]. Vacuum, 2011, 85: 772-775.
- [22] ZHANG T Q, CHEN F G, WANG J, et al. Improvement of magnetic performance of hot-deformed Nd-Fe-B magnets by secondary deformation process after Nd-Cu eutectic diffusion[J]. Acta materialia, 2016, 118: 374-382.
- [23] TANG M H, BAO X Q, LU K C, et al. Boundary structure modification and magnetic properties enhancement of Nd-Fe-B sintered magnets by diffusing (PrDy)-Cu alloy[J]. Scripta materialia, 2016, 117: 60-63.
- [24] LU K C, BAO X Q, TANG M H, et al. Influence of annealing on microstructural and magnetic properties of Nd-Fe-B magnets by grain boundary diffusion with Pr-Cu and Dy-Cu alloys[J]. Journal of magnetism and magnetic materials, 2017, 441: 517-522.
- [25] BAO X Q, GAO X X, ZHANG M C, et al. Effect of Cu doping and annealing treatment on the microstructure and magnetic properties of nanocrystalline single-phase Nd-Fe-B alloys[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2008, 15(6): 753.
- (上接第 275 页)
- [10] 骆正山, 姚梦月, 骆济豪, 等. 基于 KPCA-BAS-GRNN 的埋地管道外腐蚀速率预测[J]. 表面技术, 2018, 47(11): 173-180.  
LUO Zheng-shan, YAO Meng-yue, LUO Ji-hao, et al. Prediction of external corrosion rate of buried pipeline based on KPCA-BAS-GRNN[J]. Surface technology, 2018, 47(11): 173-180.
- [11] ASME B31G—2009, Manual for determining the remaining strength of corroded pipelines[S].
- [12] 青松铸, 范小霞, 阳梓杰, 等. ASME B31G-2012 标准在含体型缺陷管道剩余强度评价中的应用研究[J]. 天然气工业, 2016, 36(5): 115-121.  
QING Song-zhu, FAN Xiao-xia, YANG Zi-jie, et al. Application of ASME B31G-2012 to the residual strength evaluation of pipelines with volumetric defects[J]. Natural gas industry, 2016, 36(5): 115-121.
- [13] SPECHT D F. A general regression neural network[J]. IEEE Trans neural netw, 1991, 2(6): 568-576.
- [14] 罗毅. 基于灰色理论与广义回归神经网络的客流量预测模型研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2007.  
LUO Yi. Prediction of passenger traffic volume based on GRNN and grey theory[D]. Chengdou: Southwest Jiaotong University, 2007.
- [15] 强添纲, 辛雨蔚, 田广东, 等. 基于广义回归神经网络的车辆制动距离预测[J]. 森林工程, 2014, 30(1): 73-75.  
QIANG Tian-gang, XIN Yu-wei, TIAN Guang-dong, et al. Prediction of vehicle braking distance based on GRNN[J]. Forest engineering, 2014, 30(1): 73-75.
- [16] 李珂, 邵能灵, 张沈习. 基于改进粒子群算法的配电网综合运行优化[J]. 上海交通大学学报, 2017, 51(8): 897-902.  
LI Ke, TAI Neng-ling, ZHANG Shen-xi. Comprehensive optimal dispatch of distribution network based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2017, 51(8): 897-902.
- [17] 曾璐璐. 改进的 PSO 优化 ELM 算法在医学图像分割中的应用研究[D]. 南宁: 广西师范学院, 2016.  
ZENG Lu-lu. Application of improved PSO optimized ELM algorithm in medical image segmentation[D]. Nanning: Guangxi Teachers College, 2016.
- [18] 孟纯青. 非线性粒子群算法[J]. 微计算机应用, 2011, 32(8): 19-23.  
MENG Chun-qing. Nonlinear particle swarm[J]. Micro-computer applications, 2011, 32(8): 19-23.
- [19] 程兴. 基于综合检测的埋地燃气管道腐蚀剩余寿命预测研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.  
CHENG Xing. The research of corrosion residual life prediction for buried gas pipeline based on comprehensive inspection[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.
- [20] 张河苇, 金剑, 董绍华, 等. 一种基于管道大数据的腐蚀因素相关性分析方法[J]. 科学通报, 2018, 63(8): 777-783.  
ZHANG He-wei, JIN Jian, DONG Shao-hua, et al. A corrosion correlation analysis method based on pipeline big data[J]. Chinese science bulletin, 2018, 63(8): 777-783.