

# 利用改进的神经网络预测腐蚀管道的剩余强度

喻西崇<sup>1,2</sup>, 赵金洲<sup>3</sup>, 吴应湘<sup>1</sup>, 邬亚玲<sup>4</sup>

(1. 中国科学院力学所, 北京 100080; 2. 中海石油研究中心博士后工作站, 北京 100027;  
3. 西南石油学院, 四川 南充 637001; 4. 南充炼油厂二车间, 四川 南充 637000)

**摘要:**将BP神经网络和遗传算法相结合,得到一种新的神经网络,并将这种神经网络成功用于计算腐蚀管道的剩余强度和最大允许输送压力。通过示例分析,得到下面结论:不同计算方法计算得到的剩余强度和最大允许输送压力相差较大,Wes - 2805 - 97 规范、ASME - B31G 规范、CVDA - 84 规范等都比  $J$  积分方法计算得到的剩余强度和最大允许输送压力偏大;DM 断裂力学方法计算得到的剩余强度和最大允许输送压力比  $J$  积分偏小; $J$  积分方法和基于  $J$  积分方法的改进的遗传神经网络方法计算结果比较接近,可以认为是计算剩余强度和最大允许输送压力较好的方法。

**关键词:**BP 神经网络;遗传算法;腐蚀管道;剩余强度

**中图分类号:**TQ055.8;TP183 **文献标识码:**A **文章编号:**1001 - 4837(2003)10 - 0022 - 06

## Combining Modified Neural Network to Predict Residual Strength of Corrosion Pipelines

YU Xi - chong<sup>1,2</sup>, ZHAO Jin - zhou<sup>2</sup>, WU Ying - xiang<sup>1</sup>, WU Ya - ling<sup>3</sup>

(1. Institute of Mechanics Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100080, China; 2. Cnooc Research Center, Beijing, 100027, China; 3. SouthWest Petroleum Institute, Nanchong, 637001, China; 4. Nanchong Refinery Factory, Nanchong, 637000, China)

**Abstract:** Common criterions about residual strength evaluation at home and abroad were generalized and seven methods were acquired. BP neural network were combined with genetic algorithm (GA) named by modified BP - GA methods to successfully predict residual strength and critical pressure of injecting corrosion pipelines. Examples were shown that calculation results of every kind of method have great difference and calculating values of Wes - 2805 - 97 criterion, ASME - B31G criterion, CVDA - 84 criterion and Irwin fracture mechanics model are conservative and higher than those of  $J$  integral methods while calculating values of Burdiken model and DM fracture mechanics model are dangerous and less than those of  $J$  integral methods and calculating values of modified BP - GA methods are close and moderate to those of  $J$  integral methods. Therefore modified BP - GA methods and  $J$  integral methods are considered better methods to calculate residual strength and critical pressure of injecting corrosion pipelines.

**Key words:** BP neural network; genetic algorithm; corrosion pipeline; residual strength

### 1 引言

管道腐蚀的产生,严重降低腐蚀管道的剩余强度和承压能力、增大腐蚀管道腐蚀检测、维修费用,降低管道的维修和更换周期,增大投资和运行费用,干扰整个输送系统的正常运行<sup>[1]</sup>。腐蚀管道剩余强度评价的目的是为了研究缺陷是否能在某一操作压力下存在,在确定当前腐蚀缺陷下的剩余强度和最大失效压力以及在某一输送压力下允许存在的最大腐蚀缺陷尺寸等,从而科学地指导管道的维修计划和安全生产管理。含腐蚀缺陷的在役腐蚀管道的剩余强度评价是腐蚀管道进行适用性评价和完整性评价的重要组成部分之一<sup>[2~3]</sup>。因此有必要对管道在给定腐蚀缺陷尺寸下剩余强度的计算方法进行深入研究。20 世纪 80 年代以来,随着断裂力学的发展,国际上逐步发展形成了兼顾安全可靠性和经济性的剩余强度评价方法。具有代表性的有:CECB - R6 含有缺陷的结构完整性的评价(1988)<sup>[4]</sup>、ASME - B31G 体积型腐蚀缺陷评价规范(1990)<sup>[5]</sup>、英国 BSI - PD6493(1991) 焊接结构缺陷可接受性评价方法指南<sup>[6]</sup>、日本的 WES - 2805 - 97 压力容器安全评定规范<sup>[7]</sup>。目前,国际上的剩余强度评价规范,正趋向于以  $J$  积分为理论基础的 FAD 失效评价图技术<sup>[8]</sup>。国内在剩余强度评价方面的规范有 CVDA - 84<sup>[9]</sup> 压力容器安全评定规范和 SAPV - 95 压力容器安全评定规范<sup>[10]</sup>,后者是建立在确定性断裂力学基础上的,采用了 FAD 失效评估技术<sup>[11]</sup>。本文提出一种新方法,即将 BP 神经网络和遗传算法相结合,得到一种新的神经网络,并将这种神经网络实际应用于计算腐蚀管道的剩余强度。

### 2 常用剩余强度计算方法研究

#### 2.1 基于全尺寸实物半经验关系式(ASME - B31G)的计算

根据断裂力学理论,带有轴向缺陷的承压管线强度可按 B31G 规范确定,失效时管道的剩余强度  $p$  为:

$$p = (s + 68.95) \left[ \frac{1}{1 - M^{-1}} \right] / N_{safe} \quad (1)$$

式中  $p$  为轴向缺陷剩余强度,MPa;  $M$  为鼓胀系数,无因次;  $N_{safe}$  为安全系数;  $s$  为修正系数;  $s$  为材料的屈服应力,MPa。

#### 2.2 基于断裂力学理论的计算

##### (1) 基于 DM 方法

对于弹塑性断裂失效,采用 DM 断裂力学理论进行计算:

$$p = \frac{2s}{M \times N_{safe}} \arccos \left[ \exp \left( \frac{-E_c}{8sa} \right) \right] \quad (2)$$

式中  $c$  为裂纹允许张开位移,mm;  $a$  为等效腐蚀缺陷深度,mm;  $E$  为弹性模量,MPa。

##### (2) 基于日本的 1997 年颁布的 WES - 2805 规范

对于弹塑性断裂失效,采用 WES - 2805 规范进行计算:

$$p = \left[ \left( \frac{8E_c}{sa} \right) + 5 \right] \frac{s}{9N_{safe}} \quad (3)$$

##### (3) 基于我国的 CVDA - 84 规范

参见文献[3]、[9]和[10]。

##### (4) 以 $J$ 积分为基础的断裂力学方法

脆性断裂和塑性断裂仍然采用上述几种计算方法,只有弹塑性断裂时,采用如下介绍的  $J$  积分近似解。精确地对腐蚀缺陷裂纹区域进行弹塑性分析,计算出  $J$  积分是很困难的。

根据断裂力学理论, $J$  积分值为  $J$  积分的弹性解  $J^e(a_{eff}, P)$  和全塑性解  $J^p(a, P, n)$  之和,即:

$$J(a, P) = J^e(a_{eff}, P) + J^p(a, P, n) \quad (4)$$

式中  $a$  —— 腐蚀缺陷深度,mm

$a_{eff}$  —— 缺陷深度  $a$  按 Irwin 塑性修正后的有效裂纹值,mm

##### 1) 弹性解 $J^e(a_{eff}, P)$ 的计算:

$$J^e(a_{eff}, P) = \frac{4 \times 10^3 P^2 R_o^4 a_{eff}}{E[(R_i + t)^2 - R_i^2] J^2} \times F^2(a_{eff}/t, R_i/R_o) \quad (5)$$

式中  $P$  —— 输送压力,MPa

$J^e(a_{eff}, P)$  ——  $J$  积分的弹性解,MN/m

$$a_{eff} \text{ 的计算如下: } a_{eff} = a + \frac{0.1768}{s} \left( \frac{K_I}{R_o} \right)^2 \quad (6)$$

##### 2) 全塑性解 $J^p(a, P, n)$ 的计算:

$$J^p(a, P, n) = \frac{2}{E} \left( 1 - \frac{a}{t} \right) a \times H_1 \left( \frac{a}{t}, n, \frac{R_i}{R_o} \right) \times \left( \frac{P}{P_0} \right)^{n+1} \quad (7)$$

式中  $H_1(a/t, n, R_i/R_o)$  —— 无量纲函数

$R_o$  —— 管道外半径,mm

$P_0$  —— 完全塑性状态 ( $n + 1$ ) 下的管材的塑性失稳压力,MPa

$$P_0 \text{ 的计算如下, } P_0 = \frac{2(t - a)s}{\sqrt{3}(R_i + a)}$$

其中,  $H_1(a/t, n, R_i/R_o)$  的计算见文献[12]。

3) 计算剩余强度时, 利用  $J$  积分失效准则:

$$J(a, P) = J_{IC} / N_{safe} \tag{8}$$

将  $J(a, P)$  表达式代入后, 通过迭代求解得到最大允许输送压力  $P$ 。然后由输送压力和应力的关系(如 CVDA 规范, ASME - B31G, 净截面准则)之一, 计算出剩余强度  $p_0$ 。

### 3 BP神经网络和遗传算法相结合的方法

影响剩余强度的因素较多, 上面介绍的规范大多是一些经验或半经验关系式, 因此适用范围小和准确性较差。由于神经网络具有强大的自组织、自学习以及非线性映射功能, 因此可以利用神经网络确定给定腐蚀缺陷尺寸下的剩余强度(失效力)。

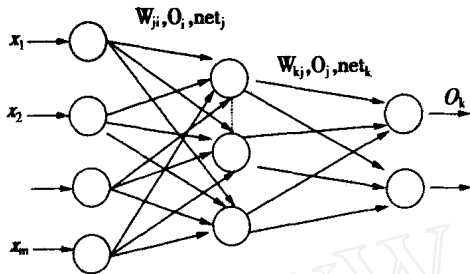


图1 三层BP网络结构

最常用的 BP 神经网络结构是三层, 即包括输入层、隐含层以及输出层, 如图 1 所示。其中的输入层的输入参数序列代表各测试点  $n$  个对腐蚀管道剩余强度的影响因素如腐蚀缺陷深度  $a$  和长度  $2c$ 、输送压力和温度、屈服应力  $s$ 、断裂韧性  $S_{IC} - K_{IC}$ 、

$P =$

$$\begin{bmatrix} w_{1,1,1} & \dots & w_{1,1,ii} & \dots & w_{1,m,1} & \dots & w_{1,m,ii} & | & w_{2,1,1} & \dots & w_{2,1,n} & \dots & w_{2,ii,1} & \dots & w_{2,ii,n} & | & \theta_{1,1} & \dots & \theta_{1,ii} & \theta_{1,1} & \dots & \theta_{1,n} \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \end{bmatrix}$$

染色体矩阵的列数  $M = m \times ii + ii \times n + ii + n$ , 行数  $N$  为群体数目大小, 染色体矩阵的  $1 \sim ii$  列为输入层第一个节点与隐层第 1 到第  $ii$  个节点的连接权值, 然后依次排列输入层节点 2 与隐层第 1 到第  $ii$  个节点的连接权值, 依次类推, 直到输入层节点  $m$ ; 从各列的第  $m \times ii + 1$  开始到第  $m \times ii + ii \times n$  依次排列从隐层到输出层的连接权值; 从各列的第  $m \times ii + ii \times n + 1$  开始到第  $M = m \times ii + ii \times n + ii + n$  列依次排列隐层和输出层节点的阈值。可以

$c, J_{IC}$ 、Paris 公式中的常数  $C$  等, 输出节点为剩余强度。

由于标准的 BP 神经网络具有收敛速度慢, 易出现“平台效应”以及容易陷入局部极小点等缺点<sup>[13~16]</sup>, 而遗传算法是目前运用最广, 理论上最成熟, 效果最好以及最有发展前景的全局最优化方法<sup>[17~19]</sup>, 因此本文将其和传统的 BP 神经网络相结合来改进 BP 神经网络性能, 克服局部极小值, 实现全局收敛, 提高网络学习精度、泛化能力以及网络的稳定性等等。

目前, 遗传算法和 BP 神经网络的结合方式主要是利用 GA 算法优化 BP 神经网络的结构和权值, 可以分为: (1) BP 神经网络的拓扑结构已经确定, 用 GA 算法优化各层之间的连接权值和阈值; (2) 同时优化 BP 神经网络的连接权值和网络的拓扑形式。

#### 3.1 BP神经网络的拓扑结构已经确定, 用 GA 算法优化各层之间的连接权值和阈值

(1) 群体的编码方式: 采用实数编码的形式。设 BP 神经网络为三层神经网络, 输入层节点数、隐层和输出层节点数分别为  $m, ii, n$ ; 输入层到隐层之间的连接权值为  $w_{ij}$ , 隐层到输出层之间的连接权值为  $w_{jk}$ ;  $j, k$  分别为隐层节点  $j$  和输出层节点  $k$  的阈值, 则群体经过实数编码后, 用一个二维数组表示群体中的染色体串, 矩阵的行数为群体尺寸大小, 矩阵的列数为未知数的个数即所有连接权值和阈值的组合。群体染色体矩阵  $P$  表示如下:

看出, GA 算法实质上是对群体染色体矩阵进行操作, 即在每一代进化过程中随机对群体染色体矩阵  $P$  每一行中各列进行选择、各列之间进行交叉变异操作。

(2) 适应度函数的选择: 由于 GA 算法是以适应度值最大进化的, 而利用 GA 算法优化的 BP 神经网络的误差函数的目的是要求最小值, 因此必须将 BP 神经网络的误差函数作相应修改。修改误差函数有三种方法: 倒数法、取负法以及改进的取负法。

倒数法的适应度函数为：

$$f = \frac{1}{E} = \frac{1.0}{\sum_{k=1}^m (t_k - O_k)^2} \quad (9)$$

式中,  $O_k$  为输出层节  $k$  点的实际输出;  $t_k$  为输出层节点  $k$  的理想输出(教师信号);  $E$  为误差平方和。

取负法的适应度函数为：

$$f = -E = -\sum_{k=1}^m (t_k - O_k)^2 \quad (10)$$

改进的取负法:采用取负法还不足以保证适应度函数的非负性,可采用以下方法进行转换:

$$f = \begin{cases} C_{\max} - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - O_k)^2, & \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - O_k)^2 < C_{\max} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $C_{\max}$  可以是事先给定的一个合适最大值,在神经网络中,  $C_{\max} = 100 \sim 1000$  之间即可满足要求,或者  $C_{\max}$  也可采用进化过程中误差函数的最大值。

(3) 交叉方法:在本文中使用了算术交叉和方向交叉 2 种交叉方法。

设父代的两个染色体个体分别为  $v_1, v_2$ ; 则算术交叉后的两个染色体为:

$$v_1 = v_1 + (1 - \lambda) v_2; v_2 = v_2 + (1 - \lambda) v_1 \quad (12)$$

则方向交叉后的两个染色体为:

$$v_1 = (v_1 - v_2) + v_1; v_2 = (v_2 - v_1) + v_2 \quad (13)$$

其中,  $\lambda$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。

算术交叉可以保证产生的后代位于父代之间,而基于方向交叉则可以有效扩展搜索空间。

(4) 变异方法:本文采用了动态变异方法。

设  $v_k$  变异为  $v_k^U, v_k^L$  的计算如下:

$$v_k^U = v_k + (v_k^U - v_k) (1 - t/T)^b \quad (14)$$

$$\text{或 } v_k^L = v_k - (v_k - v_k^L) (1 - t/T)^b \quad (15)$$

式中,  $v_k^U, v_k^L$  分别为  $v_k$  的上界和下界,  $t, T$  分别为当前代数和最大遗传代数,  $\lambda$  为  $[0, 1]$  之间的均匀随机数,  $b$  为自适应程度参数,起着调整局部搜索区域的作用,其值在 2~5。

### 3.2 利用 GA 同时优化 BP 网络的拓扑形式、各层之间连接权值和阈值

为了减低计算的复杂性,我们仅研究隐层层数已知时,如何利用 GA 算法优化 BP 神经网络隐层节点数和各层之间连接权值和阈值。一般情况下,隐层层数最多为 2 层即可满足给定精度的非线性映

射。因此分别假设隐层层数为 1 层或 2 层的情况下,优化隐层节点数和各层之间的连接权值和阈值。基本计算方法和 3.1 基本相同,不同之处在于群体的编码方式(同样采用实数编码的形式)。

本文将改进的 BP 神经网络和遗传算法相结合的神经网络命名为改进的遗传神经网络。

### 4 应用分析

以某试验区某已经加入缓蚀剂注水管道为例,利用 ASME - B31G、DM 方法、Wes - 2805 - 97、CV-DA - 84、 $J$  积分和改进的遗传神经网络等八种方法,计算给定腐蚀缺陷尺寸下注水管道的剩余强度。

注水管道基本参数:管外径  $D_o$  为 420 mm,壁厚  $t$  为 10mm; 20# 无缝钢管,断裂韧性  $K_{IC}$  为 3077 N/mm<sup>1.5</sup>, Paris 公式中常数  $C$  为  $2.34 \times 10^{-14}$ ,  $m$  为 4.13; 腐蚀权重取 0.85, 一年注水波动频率为 369 次。轴向腐蚀缺陷裂纹,初始腐蚀缺陷深度为 1.02 mm,腐蚀缺陷长度为 5.05 mm; 安全系数  $N_{\text{safe}}$  取 1.5, 弹性模量  $E$  取  $2.1 \times 10^5$  MPa, 材料屈服应力  $\sigma_s$  为 312 MPa, 抗拉强度  $\sigma_b$  取 450 MPa。

利用改进的遗传神经网络预测剩余强度时,由于目前搜集准确的训练数据非常困难,耗资又费时,因此训练数据库很难建立。但目前国内外公认  $J$  积分方法是较好的计算腐蚀管道剩余强度的方法之一,因此本文的训练数据来自  $J$  积分方法计算的预测值。神经网络的输入节点参数为影响剩余强度的各影响因素,即腐蚀缺陷深度  $a$  和长度  $2c$ 、注水压力和温度、屈服应力  $\sigma_s$ 、断裂韧性  $S_{IC} - K_{IC} - \sigma_s - J_{IC}$ 、Paris 公式中的常数  $C$  等七个,输出节点为对应的剩余强度。根据 Kolmogorov 定理<sup>[14]</sup>,对于任意连续函数,可以有一个三层网络来精确实现它,设网络的输入层、隐层和输出层节点数分别为  $m, ii, n$ , 则隐层的节点数  $ii = 2 \times m + 1$ 。因此神经网络结构为  $7 \times 15 \times 1$ , 最终迭代误差控制为  $1.0 \times 10^{-4}$ 。不同时间序列下的腐蚀缺陷尺寸参数如表 1 所示。

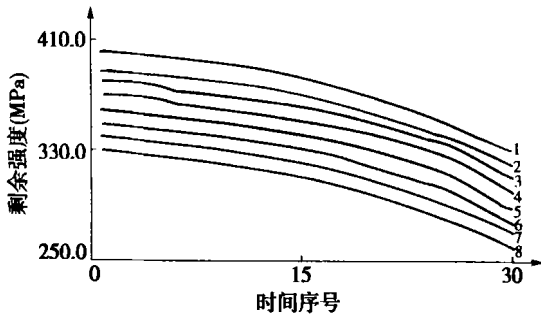
分别利用上述八种方法计算不同时间序列下注水管道的剩余强度如图 2 所示。在图 2 中,正规化 NNGA 指的是改进的遗传神经网络。

计算出剩余强度  $\rho_p$  后,根据 ASME - B31G 规范中剩余强度  $\rho_p$  和最大允许注水压力  $P$  之间的关系,得到注水管道的最大允许注水压力  $P$ 。

$$P = \rho_p \times [(R_i + t)^2 / R_i^2 - 1.0] / 2.0 \quad (16)$$

由式(16)可得到最大允许注水压力随着时间的

变化趋势,如图3所示。



1. Wes - 2805 - 97; 2. ASME - B31G; 3. CVDA - 84; 4. Irwin 模型; 5. 正规范化 NNGA; 6. J 积分模型; 7. Burdikin 模型; 8. DM 模型。

图2 基于腐蚀缺陷尺寸剩余强度随着时间的变化趋势

表1 不同时间序列下的腐蚀缺陷尺寸参数

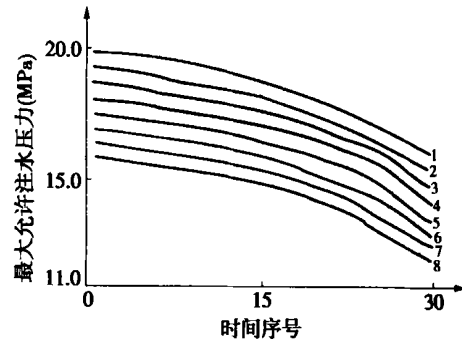
时间序号	对应时间	深度 (mm)	长度 (mm)
1	1999 - 01 - 01	1.02	5.05
2	1999 - 02 - 01	1.067	5.097
3	1999 - 03 - 01	1.109	5.151
4	1999 - 04 - 01	1.138	5.20
5	1999 - 05 - 01	1.170	5.25
6	1999 - 06 - 01	1.281	5.296
7	1999 - 07 - 01	1.333	5.345
8	1999 - 08 - 01	1.371	5.401
9	1999 - 09 - 01	1.412	5.463
10	1999 - 10 - 01	1.459	5.534
11	1999 - 11 - 01	1.492	5.6
12	1999 - 12 - 01	1.563	5.689
13	2000 - 01 - 01	1.596	5.769
14	2000 - 02 - 01	1.669	5.848
15	2000 - 03 - 01	1.719	5.924
16	2000 - 04 - 01	1.772	6.002
17	2000 - 05 - 01	1.830	6.09
18	2000 - 06 - 01	1.899	6.19
19	2000 - 07 - 01	2.02	6.311
20	2000 - 08 - 01	2.063	6.439
21	2000 - 09 - 01	2.156	6.579
22	2000 - 10 - 01	2.3	6.731
23	2000 - 11 - 01	2.368	6.891
24	2000 - 12 - 01	2.54	6.99
25	2001 - 01 - 01	2.66	7.18
26	2001 - 02 - 01	2.9	7.41
27	2001 - 03 - 01	3.14	7.675
28	2001 - 04 - 01	3.37	7.998
29	2001 - 05 - 01	3.56	8.39
30	2001 - 06 - 01	3.92	8.99

5 结语

(1) 将BP神经网络和遗传算法相结合,得到一

种新的神经网络,并将这种神经网络成功用于计算腐蚀管道的剩余强度和最大允许输送压力。

(2) 对目前国内外常用规范进行归纳、总结,得到5种较好的常用方法:ASME - B31G、DM方法、Wes - 2805 - 97、CVDA - 84和J积分方法。



1. Wes - 2805 - 97; 2. ASME - B31G; 3. CVDA - 84; 4. Irwin 模型; 5. 改进的遗传神经网络; 6. J 积分模型; 7. Burdikin 模型; 8. DM 模型。

图3 基于腐蚀缺陷尺寸最大允许注水压力随着时间的变化趋势

(3) 通过示例分析,对5种常用规范和本文提出的改进的遗传神经网络方法进行了比较,得到下面结论:不同计算方法计算得到的剩余强度和最大允许输送压力相差较大,Wes - 2805 - 97规范、ASME - B31G规范、CVDA - 84规范等都比J积分方法计算得到的剩余强度和最大允许输送压力偏大;DM断裂力学方法计算得到的剩余强度和最大允许输送压力比J积分偏小;J积分方法和基于J积分方法的改进的遗传神经网络方法计算结果比较接近,可以认为是计算剩余强度和最大允许输送压力较好的方法之一。

(4) 本文提出的改进的遗传神经网络虽然是针对腐蚀管道剩余强度计算而提出的,但它具有通用性,完全是一种数学计算方法,不依赖于特定的实验环境,因此具有较广的适用范围,对数学理论研究和工程应用都具有重要的现实意义。

(5) 本文利用改进的遗传神经网络预测剩余强度时,训练数据来源于J积分方法,因此在以后的研究中,还必须搜集大量的国内外试验和现场腐蚀测试数据,建立准确的数据库,进而进行神经网络的训练。并在此基础上筛选出较好的确定剩余强度的规范和方法,确定各自的适用范围。为腐蚀管道的剩余强度评价提供理论依据。

(6) 还必须加强神经网络、遗传算法和模糊逻辑的更深入研究,研究更好的适用于腐蚀管道剩余强

度计算的复合式神经网络。

参考文献：

[1] 陆柱. 油田水处理技术 [M]. 北京:石油工业出版社, 1992.

[2] 李鹤林. 石油管工程 [M]. 北京:石油工业出版社, 1999.

[3] 李志安. 压力容器断裂理论与缺陷评定 [M]. 大连:大连理工大学出版社, 1994.

[4] Miline, R. A. Ainsworth, A. R. Dowling, And A. T. Stewart. Assessment of the Integrity of Structures Containing Defects (Centural Electricity Generating Board Report R/ H/ R6 - rv3) [J]. Int. J. Pressure Vessels And Piping, 32, 1988: 3 - 104.

[5] J. F. Kiefne, and P. H Vieth. New Method Corrects Criterion for Evaluating Corroded Pipe [J], Oil and Gas Journal, 1990, Aug 20, 56 - 59.

[6] BSI PD6493: Guidlines On Method for Assessment the Acceptability of Flaws in Fusion Welding Structures [S]. British Standards Institute, 1991.

[7] 日本 WES - 2805 K - 1997. 按脆断和疲劳裂纹扩展评定的焊接缺陷验收标准 [S].

[8] P. Krithyir. Improvements to Surface Cracked Pipe J - Estimation Schemes [J]. Int. Journal of Pressure Vessels and Piping (2000) 561 - 565.

[9] 何庆之. 工程断裂力学 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 1993.

[10] 刘海峰. 在役油气压力管道腐蚀剩余强度评价方法探

讨 [J]. 天然气工业, 2001, 21 (6) : 90 - 92.

[11] W. Q. Wang. On the Probabilities Failure Assessment Diagram [J]. Int. J. Pres, Ves&Piping, 1999, 76 : 653 - 662.

[12] 赵新伟. 含腐蚀缺陷管道剩余强度的有限元分析 [J]. 油气储运, 2001, 20 (3) : 18 - 21.

[13] 李晓峰. 人工神经网络 BP 算法的改进及其应用 [J]. 四川大学学报 (工程科学版), 2000, 32 (2) : 105 - 108.

[14] 阎平凡. 人工神经网络与模拟进化计算 [M]. 北京:清华大学出版社, 2001.

[15] Shahab Mohaghegh. Virtual Intelligent Applications in Petroleum Engineering: Part 3 - Fuzzy Logic [M]. 2000, SPE62415.

[16] S. Mohaghegh and M. Ameri. Key Parameters Controlling the Performance of Neuro - Simulation [M]. SPE51079, 1998.

[17] 李敏强. 遗传算法与神经网络的结合 [J]. 系统工程理论与实践, 1999, (2).

[18] Z. 米凯利维茨. 演化程序—遗传算法和数据编码的结合 [M]. 北京:科学出版社, 2000.

[19] 郭晓婷. 基于遗传算法的进化神经网络 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2000, 40 (10) : 116 - 119.

收稿日期: 2003 - 05 - 06 修稿日期: 2003 - 08 - 01

作者简介: 喻西崇 (1973 - ), 男, 现为中科院力学所和中海石油研究中心联合培养的博士后, 目前主要从事于多相流动规律方面的研究, 通讯地址: 北京市朝阳区东三环北路京信大厦 25 层中海石油研究中心博士后工作站。

(上接第 10 页)

(4) 温度载荷

$$U_I = I_B \times B_I \times (T_{BI} - T_O) - e_{FI} \times F_I \times (T_{FI} - T_O) - e_L \times L_I \times (T_{LI} - T_O) - e_G \times G_I \times (T_{GI} - T_O) - e_{FI} \times \tilde{F}_I \times (\tilde{T}_{FI} - T_O) - \tilde{e}_L \times \tilde{L}_I \times (\tilde{T}_{LI} - T_O) \quad (12)$$

式中  $T_{B, G, F, L}$  和  $B, G, F, L$  分别为螺栓、垫片、整体 (活套) 法兰的温度和热膨胀系数。字母上的 ~ 符号表示非同型法兰对中的一个法兰。 $e_{FI}$  为考虑热膨胀后的法兰环的厚度。如果存在垫圈, 应计入垫圈的厚度 (假设它们与法兰具有同样的温度和热膨胀系数)。

4.5 力和变形平衡

$$\{ F \cdot h_G + \tilde{F} \cdot \tilde{h}_G + L \cdot h_L + \tilde{L} \cdot \tilde{h}_L + U_B + U_G \}_{ I=0} = F \cdot h_G + \tilde{F} \cdot \tilde{h}_G + L \cdot h_L + \tilde{L} \cdot \tilde{h}_L + U_B + U_G \}_{ I=1} \quad (14)$$

由以上两式, 得到如下联系螺栓法兰接头中各力的变化的基本方程式:

$$F_{GO} \cdot Y_{GO} + F_{QO} \cdot Y_{QO} + F_{RO} \cdot Y_{RO} = F_{GI} \cdot Y_{GI} + F_{QI} \cdot Y_{QI} + F_{RI} \cdot Y_{RI} + U_I \quad (15)$$

式中  $Y_{GI}, Y_{QI}, Y_{RI}$  分别为每一计算工况 ( $I = 0, 1, 2$

相对于装配条件下 ( $T_0$ ) 的螺栓和法兰环之间的轴向热膨胀差由下式给出:

对每一计算工况, 螺栓载荷  $F_{BI}$ 、垫片反力  $F_{GI}$ 、因外载荷引起的合力  $F_{RI}$  以及内压引起的合力  $F_{OI}$  之间满足如下的静力平衡方程:

$$F_{BI} = F_{GI} + F_{QI} + F_{RI} \quad (13)$$

在装配工况和其后的计算工况, 螺栓法兰连接的各部件位移存在如下几何关系:

..) 下  $F_G, F_O, F_R$  所对应的轴向柔度。 (待续)

收稿日期: 2003 - 07 - 11

作者简介: 蔡仁良 (1941 - ), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事过程装备、压力容器和管道的密封技术和强度分析方面的研究, 通讯地址: 华东理工大学化工机械研究所。