

基于自适应模糊神经网络的 管道剩余强度评价

黄亚晖 周丽丽

中国市政工程中南设计研究总院,湖北 武汉 420102

摘要:

油气长输管道的腐蚀剩余强度评价一直是管道完整性管理的重要内容,国外对腐蚀管道的剩余强度评价取得了很大的成就。也建立了比较成熟的油气管道腐蚀评价规范。但由于油气管道腐蚀的机理复杂,腐蚀的分类很难详细界定,各种腐蚀评价标准对不同使用年限、不同等级钢材管道有其各自适应性,利用神经网络的“黑箱”原理、在不能详细了解管道腐蚀原理、不能对腐蚀进行分类的情况下,根据收集的爆破实验数据对神经网络进行模拟,通过学习好的神经网络对管道腐蚀剩余强度进行评价,与 RSTRENG 软件的计算结果进行了比较,取得了较好的效果。

关键词:

神经网络;管道;剩余强度;评价

文献标识码:A

文章编号:1006-5539(2011)06-0014-06

0 前言

当今社会能源安全越来越受重视,石油工业在国民经济中的作用也越来越重要。这就对石油工业和油气管道的安全有效运营提出了新的要求和挑战^[1]。论文利用神经网络的“黑箱”原理、在不能详细了解管道腐蚀原理、不能对腐蚀进行分类的情况下^[2],根据收集的爆破实验数据对神经网络进行模拟,通过学习好的神经网络对管道腐蚀剩余强度进行评价。

1 自适应动态模糊神经网络

1.1 模糊神经网络简介

1965年美国著名学者 L.A.Zadeh 发表了《Fuzzy Sets》这一开创性论文,提出了模糊集合理论,为处理客观世界中存在的模糊性问题提供了有力的工具^[3]。1974年 S.C.Lee 和 E.T.Lee 在 Cybernetics 杂志

上发表了“Fuzzy sets and neural networks”,首次把模糊集和神经网络联系在一起;1975年,他们又在 Math.Biosci 杂志上发表了“Fuzzy neural networks”,明确地对模糊神经网络进行了研究。1989年 T.YamakaMa 提出了初始的模糊神经元,这种模糊神经元具有模糊权系数,但输入信号是实数;1992年他又提出了新的模糊神经元,这种模型的每个输入端是模糊权系数和实权系数串联的集合;同年,D.auck 和 R.ruse 提出用单一模糊权系数的模糊神经元进行模糊控制及过程学。1990~1992年期间,M.M.Gupta 提出了多种模糊神经元模型,其模型中有一类同上面的模糊神经元模型,还有含模糊权系数并可以输入模糊量的模糊神经元。从此,许多学者对模糊神经网络技术不断进行研究,并将这种技术应用于解决各种问题。

收稿日期:

2011-08-20

作者简介:

黄亚晖(1984-),男,江西南昌人,助理工程师,硕士,主要从事天然气储运设计工作。

1.2 自适应动态模糊神经网络的结构

本文所讲的自适应动态模糊神经网络含有 4 层,各层之间的结构见图 1。

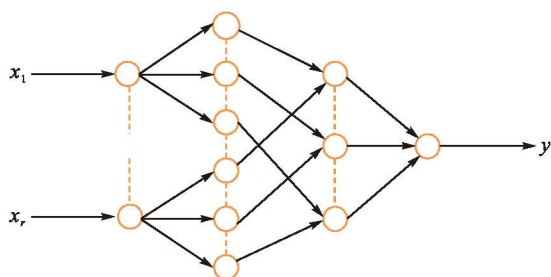


图 1 自适应动态模糊神经网络结构

第一层为输入层:该层每个神经元表示一个输入变量。

第二层为模糊化层:该层神经元用于将上一层的清晰输入变量模糊化,每个神经元的隶属函数取为 Gauss 型,即:

$$u_{ij}(x_i) = e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_j^2}}, i=1, 2, \dots, r, j=1, 2, \dots, u \quad (1)$$

式中 u_{ij} —— x_i 的第 j 个隶属函数;

c_{ij} —— x_i 的第 j 个 Gauss 隶属函数的中心;

σ_j —— x_i 的第 j 个 Gauss 隶属函数的宽度;

r ——输入变量数;

u ——隶属函数的数量,也代表系统的规则数。

第三层为规则层:用以表达可能的规则 IF-THEN 中的 IF 部分,因此该层的节点数反映了模糊规则数,第 j 个规则 R_j 的输出为:

$$\phi_j = e^{-\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_j^2}}, j=1, 2, \dots, u \quad (2)$$

式中, $X=(x_1, x_2, \dots, x_r) \in R^r$, $C_j=(c_{1j}, c_{2j}, \dots, c_{rj}) \in R^r$ 是第 j 个 RBF 单元的中心。

第四层为清晰化层,用于执行去模糊化功能,也就是规则 IF-THEN 中的 THEN 部分,该层的节点数反映输出结果的维数。该层的每个输出节点代表一个输入信号的加权和输出变量:

$$y(x_1, x_2, \dots, x_r) = \sum_{j=1}^u w_j \cdot \phi_j \quad (3)$$

式中 y ——一个输入变量的值;

w_j ——THEN 部分。

对于 TSK 模型:

$$w_j = \alpha_0 + \alpha_{1j}x_1 + \dots + \alpha_{rj}x_r, j=1, 2, \dots, u \quad (4)$$

1.3 自适应动态模糊神经网络学习算法

本文所采用的是伍世虔等人^[3]提出的学习算法。系统的性能指标为:

$$\|e_k\| = \|t_k - y_k\| \quad (5)$$

式中 t_k, y_k ——第 k 个输入数据 X_k 期望输出和实际输出。

若 $\|e_k\| > k_e$, 则增加一条模糊规则。 k_e 是预先定好的一个阈值,它在学习过程中按以下规则变化:

$$k_e = \begin{cases} e_{\max} & 1 < k < n/3 \\ \max[e_{\max} \times \beta^k, e_{\min}] & n/3 \leq k \leq 2n/3 \\ e_{\min} & 2n/3 < k \leq n \end{cases} \quad (6)$$

式中 $e_{\min}$ ——模糊系统的期望输出精度;

$e_{\max}$ ——选择的最大误差;

k ——学习次数;

$\beta \in (0, 1)$ 称为收敛常熟,由下式计算:

$$\beta = \left(\frac{e_{\min}}{e_{\max}} \right)^{3/n} \quad (7)$$

前提参数估计:

当得到一个新的样本 $X_k(k=1, 2, \dots, n)$, 按照规则产生准则,需要产生一个新的模糊规则。此时。把多维输入变量 X_k 投射到相应的一维隶属函数空间,同时计算数据 x_i^k 和边界集 $\Phi_i(j)$ 之间的欧式距离:

$$ed_i(j) = |x_i^k - \Phi_i(j)|, j=1, 2, u+2 \quad (8)$$

其中, $\Phi_i \in \{x_{i\min}, c_{i1}, c_{i2}, c_{iu}, x_{i\max}\}$, 同时找到:

$$j_n = \arg \min_{j=1, 2, \dots, u+2} (ed_i(j_0)) \quad (9)$$

如果 $ed_i(j_n)$ 小于预先设定的值,则不用在该维产生新的隶属函数,否则,将分配一个新的 Gauss 隶属函数, Gauss 隶属函数的宽度为:

$$\sigma_i = \frac{\max\{|c_i - c_{i-1}|, |c_i - c_{i+1}|\}}{\sqrt{\ln(1/\varepsilon)}}, i=1, 2, \dots, m \quad (10)$$

其中 c_{i-1} 和 c_{i+1} 是以第 i 个隶属函数相邻的两个隶属函数的中心。

Gauss 隶属函数的中心设置为:

$$c_{i(u+1)} = x_i^k \quad (11)$$

规则的减少则根据规则的重要性进行删除:

$$\eta_j = \sqrt{\frac{\rho_j^T \rho_j}{r+1}}, j=1, 2, \dots, u \quad (12)$$

式中 ρ_j ——数据对第 j 个规则误差减少率,可以由清晰化层的回归模型求得;

η_j ——第 j 个规则的重要性。若 $\eta_j < k_{\text{ex}}$, 则删除第 j 个规则;

k_{ex} ——预先定义的阈值。

2 实例

2.1 预测结果与实验结果比较

加拿大滑铁卢大学 Duane S. Cronin 等人在 2000 年国际管道会议上宣读了一篇论文,在论文中,提供了他们对 40 根含缺陷管道所作的爆破试验,实验数据见表 1^[4]。

表1 管道爆破试验数据

管号	外径 /mm	壁厚 /mm	缺陷长度 /mm	缺陷深度 /mm	SMYS/MPa	UTS/MPa	YS/MPa	试验压力 /MPa
1	612.55	6.43	1 432.56	3.56	358.62	534.65	402.63	7.88
2	508.25	5.61	596.90	3.35	379.31	587.48	462.45	8.05
3	504.95	5.66	462.28	3.25	379.31	587.48	462.45	8.06
4	508.00	5.69	619.76	3.76	379.31	587.48	462.45	8.58
5	863.60	9.37	91.44	4.62	317.24	508.14	400.34	9.17
6	611.35	6.55	901.70	3.30	358.62	534.65	402.63	9.45
7	323.85	5.08	99.06	3.66	317.24	472.50	372.81	9.74
8	611.51	6.40	1 371.60	2.57	358.62	534.65	402.63	9.81
9	508.00	5.74	533.40	3.84	379.31	587.48	462.45	9.89
10	863.60	9.47	185.42	3.00	317.24	508.14	400.34	10.56
11	506.73	5.74	132.08	3.02	379.31	587.48	462.45	10.73
12	863.60	9.63	213.36	3.63	317.24	508.14	400.34	10.81
13	508.00	5.74	416.56	3.05	379.31	587.48	462.45	10.91
14	508.00	5.64	170.18	2.46	379.31	587.48	350.70	11.51
15	274.45	4.57	66.04	2.74	289.66	453.97	350.70	12.68
16	274.45	4.83	157.48	2.11	289.66	453.97	350.70	12.68
17	274.14	5.00	124.46	2.16	289.66	453.97	350.70	13.35
18	273.53	4.78	30.48	1.63	289.66	453.97	350.70	13.71
19	273.30	4.95	182.88	3.30	289.66	453.97	350.70	13.75
20	272.97	4.67	48.26	2.62	289.66	453.97	350.70	13.79
21	274.12	4.98	38.10	2.72	289.66	453.97	350.70	14.81
22	273.89	4.93	45.72	1.60	289.66	453.97	350.70	14.81
23	273.10	4.88	101.60	2.18	289.66	453.97	350.70	15.18
24	273.05	5.23	408.94	1.85	358.62	502.38	388.80	16.71
25	273.05	5.28	0.00	0.00	358.62	502.38	388.80	17.25
26	273.05	5.26	139.70	1.73	358.62	502.38	388.80	18.06
27	273.05	8.26	241.30	3.96	317.24	481.24	409.41	21.21
28	323.09	8.53	50.80	2.18	317.24	469.39	356.48	21.57
29	323.60	8.64	127.00	2.67	317.24	469.39	356.48	21.75
30	321.56	8.33	0.00	0.00	317.24	469.39	356.48	22.47
31	323.09	8.59	203.20	2.97	317.24	469.39	356.48	23.11
32	324.10	8.43	0.00	0.00	317.24	469.39	356.48	23.28
33	323.60	8.74	0.00	0.00	317.24	469.39	356.48	23.92
34	323.60	8.61	144.78	3.30	317.24	469.39	356.48	23.94
35	323.34	8.64	63.50	2.16	317.24	469.39	356.48	24.38
36	323.60	8.64	0.00	0.00	317.24	469.39	356.48	24.45
37	323.85	8.64	0.00	0.00	317.24	469.39	356.48	24.52
38	324.10	8.53	0.00	0.00	317.24	469.39	356.48	25.01
39	323.60	8.51	0.00	0.00	317.24	469.39	356.48	25.07
40	323.09	8.64	60.96	2.69	317.24	469.39	356.48	25.23

由于现在的内检测手段一般只检测缺陷的深度和缺陷的长度^[5],论文以表 1 中所列的 40 组实验数据中的管材缺陷深度、缺陷长度及材料的屈服强度所有训练样本,对自适应动态模糊神经网络进行训练,训练完成时所生产的模糊规则数和误差曲线见图 2~4,应用训练完成的自适应动态模糊神经网络进行预测时所生产的模糊规则数和误差曲线见图 5~7,预测结果与实验结果比较见图 8。

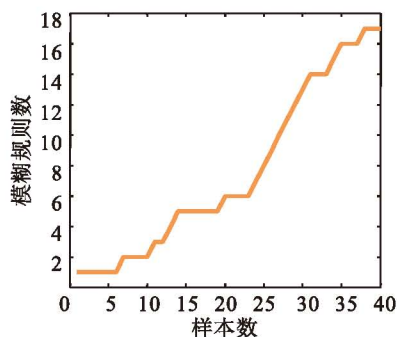


图 2 模糊神经网络训练时规则数的生成

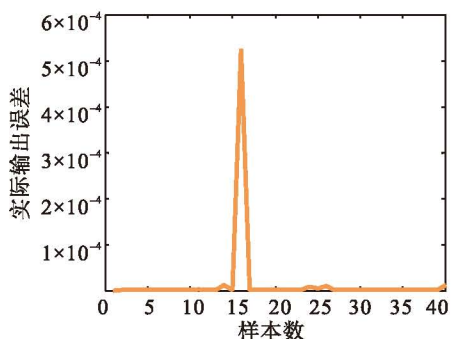


图 3 模糊神经网络训练时的实际输出误差

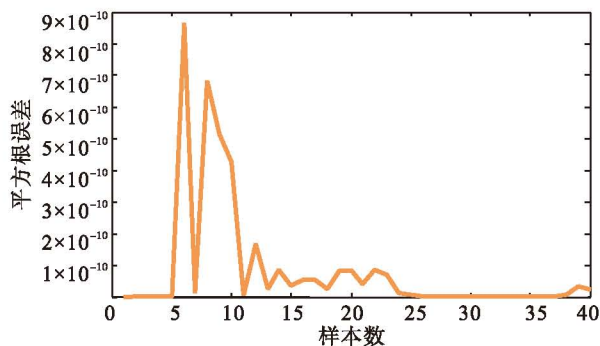


图 4 模糊神经网络训练时的均方根误差

根据腐蚀管道的检测数据,应用训练好的神经网络对腐蚀管道的剩余强度进行预测。

2.2 预测结果与 RSTRENG 计算结果比较

利用训练好的预测自适应神经网络能预测腐蚀管道剩余强度。表 2 中列出了某管道的内检测的腐蚀

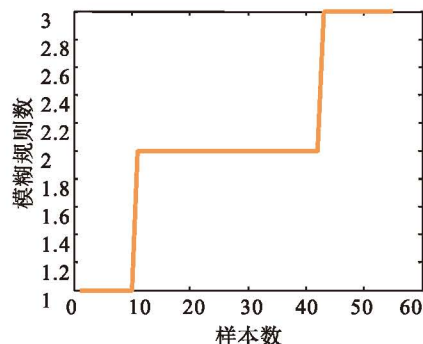


图 5 模糊神经网络模拟时规则数的生成

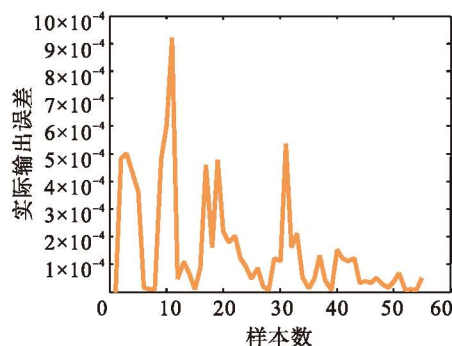


图 6 模糊神经网络模拟时实际输出误差

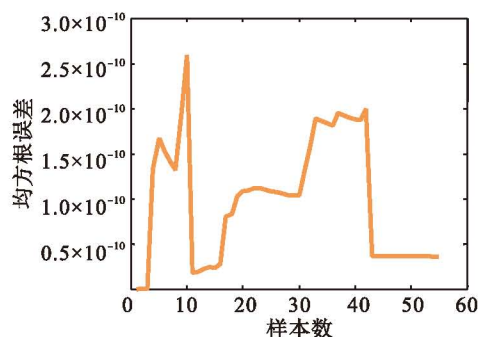


图 7 模糊神经网络模拟时均方根误差

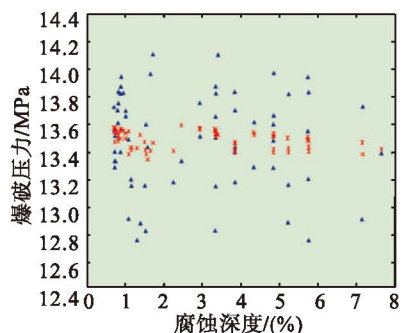


图 8 实验结果与预测结果比较

深度与腐蚀长度,管材正常壁厚为 7.9mm,最小屈服强度为 413MPa。利用自适应神经网络对表 2 中的腐蚀管道的剩余强度进行预测,同时应用管道研究理事会国际知识产权公司 (PRCI) 研发的 RSTRENG 软件

表2 RSTRENG有效面积法计算结果与预测结果比较

序号	腐蚀深度 (相对壁厚)/(%)	腐蚀 长度 /m	计算管 道剩余 强度 / MPa	神经网络 预测管道 强度 /MPa	计算结果 与预测结果 误差 /MPa	序号	腐蚀深度 (相对壁厚)/(%)	腐蚀 长度/m	计算管 道剩余 强度 / MPa	神经网络 预测管道 强度 /MPa	计算结果 与预测结果 误差 /MPa
1	31	0.038	13.262	12.965	0.297	29	11	0.029	13.469	13.694	0.225
2	24	0.038	13.331	14.145	0.814	30	10	0.057	13.386	13.439	0.053
3	23	0.048	13.255	13.968	0.713	31	12	0.076	13.276	13.237	0.039
4	21	0.033	13.393	12.518	0.875	32	11	0.029	13.469	13.694	0.225
5	21	0.052	13.248	12.940	0.308	33	10	0.029	13.476	13.388	0.087
6	22	0.048	13.269	13.497	0.228	34	10	0.038	13.448	13.243	0.206
7	22	0.038	13.345	13.284	0.061	35	10	0.057	13.386	13.439	0.053
8	22	0.048	13.269	13.497	0.228	36	10	0.038	13.448	13.243	0.206
9	19	0.052	13.283	12.590	0.693	37	10	0.048	13.414	13.098	0.316
10	18	0.057	13.262	12.434	0.828	38	10	0.057	13.386	13.439	0.053
11	15	0.048	13.359	13.357	0.002	39	11	0.057	13.366	13.801	0.436
12	16	0.057	13.297	12.993	0.304	40	12	0.052	13.372	13.784	0.411
13	16	0.033	13.428	12.927	0.501	41	10	0.048	13.414	13.098	0.316
14	14	0.038	13.414	13.618	0.204	42	12	0.038	13.434	13.801	0.367
15	14	0.048	13.366	13.586	0.221	43	10	0.033	13.462	13.379	0.083
16	14	0.033	13.441	13.572	0.130	44	12	0.038	13.434	13.801	0.367
17	15	0.071	13.234	12.625	0.609	45	10	0.048	13.414	13.098	0.316
18	13	0.033	13.448	13.786	0.338	46	10	0.048	13.414	13.098	0.316
19	10	0.024	13.490	13.158	0.332	47	12	0.052	13.372	13.784	0.411
20	12	0.038	13.434	13.801	0.367	48	10	0.038	13.448	13.243	0.206
21	10	0.038	13.448	13.243	0.206	49	11	0.038	13.441	13.629	0.188
22	11	0.048	13.400	13.511	0.111	50	10	0.043	13.434	13.111	0.324
23	11	0.048	13.400	13.511	0.111	51	12	0.057	13.352	13.939	0.587
24	10	0.033	13.462	13.379	0.083	52	10	0.033	13.462	13.379	0.083
25	10	0.048	13.414	13.098	0.316	53	11	0.043	13.421	13.521	0.101
26	11	0.048	13.400	13.511	0.111	54	10	0.033	13.462	13.379	0.083
27	10	0.048	13.414	13.098	0.316	55	10	0.071	13.338	13.667	0.329
28	12	0.033	13.455	13.852	0.397						

对该管道进行腐蚀剩余强度评价^[6],列于表 2 中,并对 两种方法评价的剩余强度结果进行比较,见图 9。

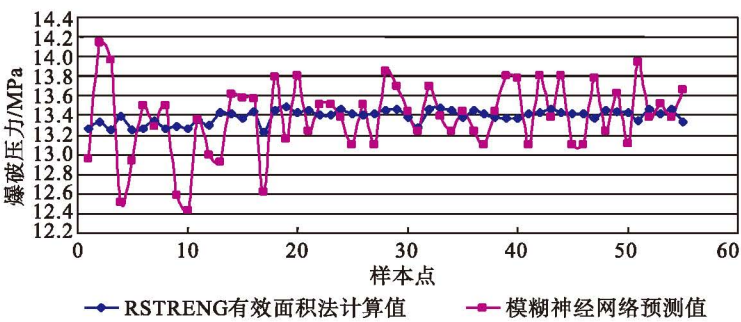


图 9 RSTRENG 有效面积计算结果与预测结果比较

3 结论

由于油气管道腐蚀的机理复杂,腐蚀的分类很难详细界定^[7],各种腐蚀评价标准对不同使用年限、不同等级钢材管道有其各自适应性,论文利用神经网络的“黑箱”原理,在不能详细了解管道腐蚀原理和不能对腐蚀进行分类的情况下,根据收集的爆破实验数据对神经网络进行模拟,通过学习好的神经网络对实际管道腐蚀内检测数据进行剩余强度评价,并与RSTRENG软件的计算结果进行比较。

在应用实验数据进行曲线拟合时,效果很好,在进入第五个数据时,误差相对较大,此时神经网络自动产生一个新的规则进行拟合,使误差降到可以接受的范围,体现了自适应神经网络的先进性,不需要外界干预,自动产生新的模糊规则。在对实际管道进行剩余强度预测时,由于我们所选择的测量点的管径和壁厚都是一样的,管材等级也一样,实际可以用来预测的参数只有两个,即腐蚀的深度和长度,所以只产生了三个模糊规则,预测结果没有模拟时那么精

确,这也是以后需要改进的。

参考文献:

- [1] 张建兵,吕祥鸿. 油井管强度计算方法新 ISO 标准讨论[J]. 石油钻采工艺,2009,31(2):68-73.
- [2] 罗永明. 管道综合状况的检测与寿命评估技术[J]. 油气田地面工程,2009,28(11):67.
- [3] 伍世虔,徐 军. 动态模糊神经网络[M]. 北京:清华大学出版社,2008.106-115.
- [4] 董绍华. 管道完整性技术与管理[M]. 北京:中国石化出版社,2007,124-125.
- [5] 刘 颖,廖柯熹,刘长林,等. 含腐蚀缺陷管道的剩余强度评价方法[J]. 天然气与石油,2008,26(2):41-44.
- [6] 衣红兵,牟宗元. 油田埋地管道防腐层检测方法[J]. 石油工程建设,2010,36(2):112-113.
- [7] 喻西崇,胡永全,赵金州,等. 腐蚀管道的剩余强度计算方法研究[J]. 天然气与石油,2004,22(2):41-44.