

BP 算法用于油气管道疲劳寿命估值的研究

万年红^{1,2}, 王雪蓉^{1,2}

(1. 浙江师范大学数理与信息工程学院, 浙江金华 321004; 2. 浙江东方职业技术学院
工程技术系, 浙江温州 325011)

摘 要: 管道运输油气具有损失少、耗时少等特点, 但是管道安全事故也时有发生, 对管道寿命的有效预测是解决管道安全问题的重要手段. 针对油气管道寿命预测现状, 提出了一种基于疲劳寿命影响因素的 BP 神经网络疲劳寿命估值方法, 并建立 BP 算法模型; 分析各特征要素, 确定输入层节点数; 用收集到的样本数据, 训练并测试 BP 算法的稳定性及精确度. 结果表明, 精确度达 90% 以上, 从工程应用角度来说可进入实用.

关键词: BP 算法; 油气管道; 疲劳寿命; 估值

中图分类号: TP389.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-0375(2008)04-0014-05

人工神经网络由大量模拟人脑功能的人工神经元广泛互联而成, 通过一定算法, 能够在某种程度上模拟人脑神经网络的智能行为, 从已知的复杂非线性数据中自动归纳出规则, 获得内在规律, 是人工智能领域的研究热点之一. 特别是基于误差反向传播调整权值的 BP 算法 (BP 网络), 能以任意精度逼近任意连续函数^[1], 在诸如模式识别、专家系统、智能预测等实际工程应用领域中显示出强大功能. 随着人类对能源需求的剧增, 利用管道 (埋地、沙漠、沼泽地、海底) 运输油气已成为解决油气运输问题的重要手段, 但因管道服役期超限导致的安全事故也逐年增多^[2], 所以对油气输运管道寿命的智能预测就显得非常重要. 本文将基于特征提取的 BP 算法用于油气输送管道的寿命估值, 以便为油气输送管道的寿命预测提供一个研究参考.

1 油气管道寿命的传统预测方法

对油气管道的寿命预测可从腐蚀和疲劳两方面来考虑. 国际上普遍采用 CEBG R6、PD6493 及 API579 等通用评价标准, 通过弹塑性断裂力学分析和失效评估图 FAD 对管道寿命进行评定, 但这些方法存在可操作性差等缺点 (仅提供简单指导性作法)^[3]. 管道的腐蚀寿命可通过腐蚀速率来预测^[3], 也可通过一种结合时间序列预测理论的 BP 神经网络方法来预测^[4]. 此外, 文献[5]还采用名义应力法和累计损伤理论来预测冷热油顺序输送管道的疲劳寿命, 文献[6]基于模糊理论, 结合可靠度分析, 预测了交通荷载作用下管道的疲劳寿命. 传统方法的预测结果均能达到一定精度, 但因为忽略了许多不确定因素, 预测误差还是比较大的, 相对来说不能达到理想效果.

本文采用基于特征提取的 BP 算法对埋地管道疲劳寿命进行估值, 实验证明, 该方法估值精度较高, 是切实可行的.

收稿日期: 2007-12-29

作者简介: 万年红(1977-), 男, 江西新建人, 讲师, 硕士研究生, 研究方向: 神经网络, 面向对象

2 疲劳寿命估值的 BP 网络模型

BP 网络由输入层、隐层（中间层）和输出层组成。隐层层数及各层节点数可根据实际情况设置，图 1 就是本文用于估计管道疲劳寿命的 BP 网络模型，隐层节点数可以在网络训练时调整，输出层代表管道疲劳寿命。

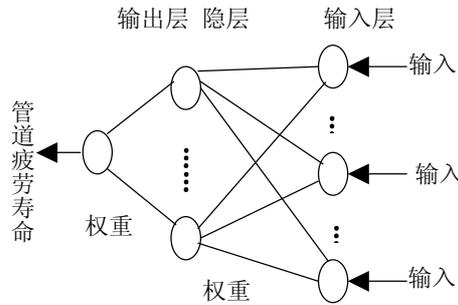


图 1 疲劳寿命估值的 BP 网络

Fig. 1 Fatigue Life Estimation BP Network

2.1 BP 算法学习过程

收集实验样例集，假如包括 S 个样例，设第 r 个样例的输入向量 $X_r = (x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rm})$ ，目标输出向量 $D_r = (d_{r1}, d_{r2}, \dots, d_{rn})$ ，实际输出向量 $O_r = (o_{r1}, o_{r2}, \dots, o_{rn})$ ^[7]。各层采用相应传递函数正向传播，第 j 个节点的输入为： $\text{net}_{kj} = \sum w_{ij} O_{ki}$ ，输出为： $O_{kj} = f_j(\text{net}_{kj})$ 。从输出层反向逐层传递误差，按一定原则向减少误差方向调整各个连接权值（关键步骤），误差函数为： $E = \sum e = (\sum (D_{rj} - O_{rj})^2) / 2$ ，连接权重修改公式： $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}$ ，其中 $w_{ij}(t+1)$ 和 $w_{ij}(t)$ 分别表示时刻 t 及 $t+1$ 从节点 i 到节点 j 的连接权重。 k 取 1 到 S ，重复以上步骤，直到整个样例集的误差 $E \leq \varepsilon$ （ ε 为精度），网络达到稳定，此时只需正向传播求解实际问题^[8]。

以上公式在 Matlab 工具箱中均有相应函数实现。为此，确定输入层节点数及收集合理的实验数据是本文 BP 算法训练的前提工作。

2.2 输入层节点数分析

分析影响埋地管道疲劳寿命各因素，把直接影响因素（关键因素）作为网络输入节点。分析文献[3,9-11]的实验数据，影响管道疲劳寿命的因素主要包括材质、管道结构（管道半径、管道壁厚）、环境、油气温度、力学因素等。具体来说可大致归纳出如下参数：

材料性能：材料载荷比、材料韧性比、管道应力强度因子、参考应力、材料屈服强度及强度变化量、焊缝断裂韧性、塑性修正因子；

载荷：载荷循环周次、管道压力波动频率和油气间歇输送频率（严重时会有疲劳损伤、疲劳破坏现象）、交变应力（使管道内外面缺陷扩展，严重时疲劳断裂突然发生）；

缺陷尺寸参数：缺陷初始长度及深度、缺陷长度及深度增量、缺陷发展规律；

疲劳参数：疲劳可靠度（疲劳门槛值、疲劳断裂临界值）、疲劳加载次数、疲劳损伤及疲劳破坏度（严重时导致管道疲劳失效）；

裂纹参数：初始裂纹深度及长度、临界裂纹深度及长度；裂纹扩展速率、裂纹增量、裂纹形

状因子、裂纹尖端应力强度因子和参考应力;

疲劳试样尺寸:全尺寸实物和实验室小尺寸;

安全裕度.

这些因素均对管道疲劳寿命有影响,理论上均可作为BP网络的输入节点,但实际上不可行.为此,采用帕累托法则,确定管道应力强度因子、管道压力波动频率、疲劳门槛值、疲劳加载次数、载荷循环周次、缺陷发展规律、临界裂纹、安全裕度作为直接影响因素,所以,确定输入层节点数为8.

3 实验数据收集及整理

运用数据挖掘相关方法,借鉴文献[3]和文献[9-11]的某些关键数据,再采用德国Amsler高频疲劳试验机对紧凑拉伸(CT)试样施加等幅载荷^[9],记录相关数据,以补充完整一系列关键数据,共得54个实验样例.使用神经网络应用软件Eagleye或Matlab神经网络工具箱训练BP算法(本实验采用后者).其中第1-3条数据的期望值为10a,4-8条数据的期望值为15a,9-18条数据的期望值为20a,19-32条数据的期望值为25a,33-44条数据的期望值为30a,45-50条数据的期望值为35a,51-52、53-54条数据的期望值分别为45a和55a.建立输入矩阵p和期望输出矩阵t,归一化数据^[12],使之落在[-1, 1]区间: $[a, \min p, \max p, b, \min t, \max t] = \text{premnmx}(p, t)$.用前44条数据训练网络,确定测试用后10条.

网络实际输出值落入区间做如下约定(区间跨度越小,寿命估值越准确):

[-1, -0.75], 表示疲劳寿命为10a;

[-0.75, -0.5], 表示疲劳寿命为15a;

[-0.5, -0.25], 表示疲劳寿命为20a;

[-0.25, 0], 表示疲劳寿命为25a;

[0, 0.25], 表示疲劳寿命为30a;

[0.25, 0.5], 表示疲劳寿命为35a;

[0.5, 0.75], 表示疲劳寿命为45a;

[0.75, 1], 表示疲劳寿命为55a.

4 BP算法训练及稳定

利用“试凑法”反复设置相关参数.

建立BP算法对象^[12-13]: $\text{net} = \text{newff}(\min \max(a), [12, 1], \{\text{'tansig' 'tansig'}\}, \text{'trainbfg'})$.

用tansig传递函数是为了使数据落在[-1, 1]区间,与训练数据一致.

设置权重和阈值: $\text{net} = \text{init0net}$.

算法训练: $[\text{net}, \text{tr}] = \text{train}(\text{net}, a, b)$.对象net的训练函数采用trainbfg,训练速度虽比较慢,但训练效果更好.其中tr包括设置如下参数^[12-13]:

$\text{net.trainparam.show} = 50$ (显示频率);

$\text{net.trainparam.goal} = 1e-2$ (目标误差);

$\text{net.trainparam.epochs} = 1000$ (训练步数);

$\text{net.trainparam.lr} = 0.045$ (学习率).

图2是训练图,当训练步数为536时,训练误差达期望值 $1e-2$,网络训练自动停止,达到稳

定; 设 O 表示有 44 个分量的网络实际输出向量, 用语句 $O=\text{sim}(\text{net}, a)$ 仿真后, 发现疲劳寿命为 10a 的样本的实际输出值有 2 个落在 $[-1, -0.75)$ 区间, 3 中 2; 疲劳寿命为 15a 的样本的实际输出值有 4 个落在 $[-0.75, -0.5)$ 区间, 5 中 4; 疲劳寿命为 20a 的样本的实际输出值有 9 个落在 $[-0.5, -0.25)$ 区间, 10 中 9; 疲劳寿命为 25a 的样本的实际输出值有 14 个落在 $[-0.25, 0)$ 区间, 全中; 疲劳寿命为 30a 的样本的实际输出值有 12 个落在 $[0, 0.25)$ 区间, 全中. 共有 41 个训练样本被识别, 训练状况见图 2, 精度为 $41/44=93.2\%$. 用最后 10 条实验数据进行测试 (和训练步骤类似), 得精度为 $9/10=90\%$. 见表 1^[12].

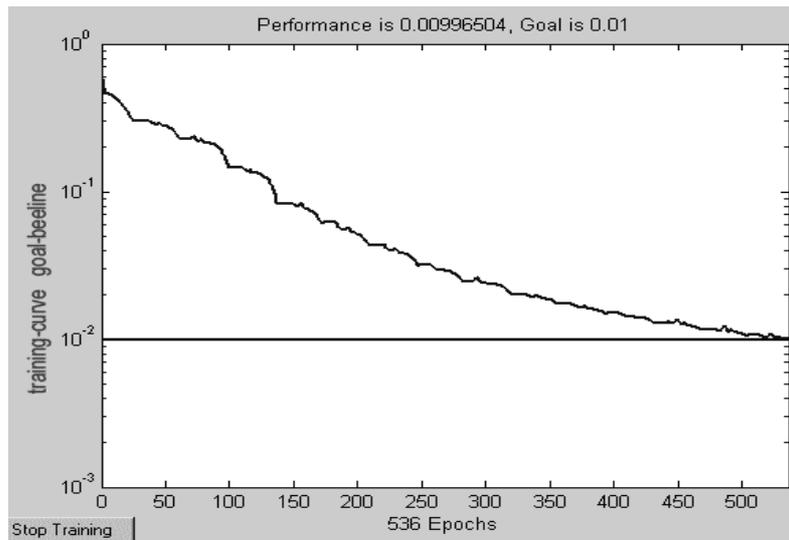


图 2 BP 算法训练图

Fig. 2 BP Algorithm Training Figure

表 1 BP 算法实验结果

Table 1 BP Algorithm Experiment Results

项目	区间	疲劳寿命	样本数	有效数	有效率
训练	$[-1, -0.75)$	10a	3	2	93.2%
	$[-0.75, -0.5)$	15a	5	4	
	$[-0.5, -0.25)$	20a	10	9	
	$[-0.25, 0)$	25a	14	14	
	$[0, 0.25)$	30a	12	12	
测试	$[0.25, 0.5)$	35a	6	6	90%
	$[0.5, 0.75)$	45a	2	2	
	$[0.75, 1)$	55a	2	1	

从工程应用角度来说, 90% 以上的精度是可以接受的, 该模型可以进入实际应用.

5 结 论

用 BP 算法估计油气管道疲劳寿命要解决的问题是: 分析管道抗疲劳性能指标, 定量描述管道性能、服役期间承受的疲劳载荷情况及安全裕度, 以便确定输入层节点; 建立 BP 网络模型并合理选取实验数据, 训练并稳定 BP 算法, 以便作为实用模型描述疲劳影响因素与疲劳寿命间的关系. 不足之处是: 影响疲劳寿命的直接因素及其数据较难获取, BP 算法训练时要利用“试凑

法”反复设置相关参数,这要凭经验来确定。

参考文献

- [1] 李雯霞. 基于MATLAB的BP神经网络在黄土液化评价中的应用[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2006: 24.
- [2] 徐进. 海底管道的疲劳可靠性评估[D]. 成都: 西南石油大学, 2006: 1-74.
- [3] 罗金恒, 赵新伟, 路民旭. 某输油管道疲劳寿命预测[J]. 油气储运, 2001, 20(6): 48-50.
- [4] 刘亚秀, 由伟. 基于人工神经网络的油气管线点腐蚀坑深度的预测[J]. 科技信息, 2007, 25: 210-211.
- [5] 刘强, 王树立, 赵会军, 等. 原油顺序输送管道寿命的分析研究[J]. 石油机械, 2007, 35(4): 22-24.
- [6] 吴小刚. 交通荷载下管道疲劳寿命的模糊可靠度方法[J]. 油气储运, 2005, 24(1): 17-20.
- [7] 刘超. 高校校园网络的设计与网络流量管理[D]. 南京: 南京工业大学, 2007: 57-62.
- [8] 王永庆. 人工智能原理与方法[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998: 416-427.
- [9] 李云龙, 庄传晶, 冯耀荣, 等. 油气输送管道疲劳寿命分析及预测[J]. 油气储运, 2004, 23(2): 41-43.
- [10] 罗金恒, 赵新伟, 熊庆人, 等. 缺陷管道疲劳寿命预测新模型及试验验证[J]. 石油机械, 2005, 33(2): 5-7.
- [11] 潘勇琨, 庄传晶, 霍春勇, 等. 含缺陷油气管道剩余疲劳寿命的预测[J]. 石油机械, 2001, 29(8): 4-6.
- [12] 王丽娜. 基于BP神经网络的药业生产质量预测与应用[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2006: 21-38.
- [13] 陈杨, 王茹, 林辉. Matlab6.0 版本中神经网络工具箱训练算法的使用与比较[J]. 电脑与信息技术, 2002, (3): 1-6.

Research on BP Algorithm Used on Fatigue Life Estimation of Oil and Gas Pipelines

WAN Nianhong^{1,2}, WANG Xuerong^{1,2}

(1. College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua, China 321004; 2. Department of Engineering Technology, Zhejiang Dongfang Vocational and Technical College, Wenzhou, China 325011)

Abstract: Pipelines transportation has loss-reducing and time-saving traits, but has the problem of pipelines safety accidents. Therefore, effective forecasting of pipelines life is important means to solve this problem. The paper, based on the status quo of oil and gas pipelines life prediction, aims to put forward a method of BP neural network regarding fatigue life impact factors, to establish BP algorithm model, to analyzed attribute factors, to decide node number of input floor, and to test stability and precision of BP algorithm through sample data collected. Results prove that the precision is greater than 90% and can be put into practice from point of view of engineering application.

Key words: BP algorithm; Oil and gas pipelines; Fatigue life; Estimation

(编辑: 王一芳)