第35卷 第5期 华 中 科 技 大 学 学 报 (自然科学版) Vol. 35 No. 5
2007年 5月 J. Huazhong Univ. of Sci. & Tech. (Nature Science Edition) May 2007

基于人工神经网络的油水旋流分离器分离性能预测

卢明昌[1] 舒朝晖[2] 易经纬[2] 盛宏至[1]
(1 中国科学院 力学研究所, 北京 100800;
2 华中科技大学 能源与动力工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 采用改进的BP神经网络模型模拟水力旋流器的油水分离过程. 根据水力旋流器的实际运行条件,确定旋流器模型设计中的优化神经网络结构,将遗传算法用于优化三层BP神经网络的初始权重,采用PRP共轭梯度法优化BP算法. 结果表明,采用人工神经网络模型预测油水分离水力旋流器的分离性能是切实可行的,它能成功地模拟旋流器的分离过程,进而实现旋流器操作控制的优化.

关 键 词: 水力旋流器; BP神经网络; 遗传算法; PRP共轭梯度法; 油水分离; 分离性能
中图分类号: TQ051 **文献标识码**: A **文章编号**: 1671-4512(2007)05-0079-03

Prediction of the separation performance of hydrocyclones for oil-water separation by artificial neural network model

Lu Mingchang[1] *Shu Zhaohui*[2] *Yi Jingwei*[2] *Sheng Hongzhi*[1]
(1 Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100800; 2 College of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Oil-water separation in hydrocyclones was simulated by an improved back propagation (BP) neural network model. According to the actual hydrocyclones operating condition, an optimized structure of BP neural network was ascertained. Genetic algorithm was used to optimize the initial weight and the polak-ribière-polyak (PRP) conjugated method was used to optimize the algorithm of BP neural network. The results indicate that predicting the separation performance of hydrocyclones by means of artificial neural network is feasible. It can simulate the oil-water separation process efficiently. And the optimization of the operation of hydrocyclones can be realized by the simulation of BP neural network.

Key words: hydrocyclones; BP neural network; genetic algorithm; PRP conjugated method; oil-water separation; separation performance

油水分离旋流器内分离过程很复杂,影响因素与指标参数之间的关系是一个典型的多维非线性系统,很难用一般线性数学工具描述[1,2]. 本文以人工神经网络[3]为手段,建立旋流器油水分离过程的数学模型,以实现根据旋流器的物性参数、结构参数及操作参数预测旋流器的分离性能.

1 人工神经网络模型的建立

BP网络是目前应用最多的一种人工神经元网络模型[4],其基本结构如图1所示.

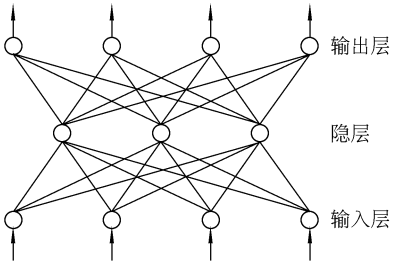

图1 BP网络结构

收稿日期: 2006-05-23.
作者简介: 卢明昌(1957-),男,博士研究生;北京,中国科学院力学研究所(100800).
E-mail: shuzhaohui1@sina.com (舒朝晖)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

根据 Kolmogorov 定理[5],给定任一连续函数 $f:\mathbf{R}^m \to \mathbf{R}^n$, $y = f(x)$ ($\mathbf{R} \in [0,1]$), f 可以精确地用一个三层前向网络实现逼近. 根据水力旋流器的实际工作特点,BP 神经网络输入层和输出层的神经元节点数分别确定为 18 个和 2 个. 输入层的神经元节点为旋流器的结构参数、操作参数和物性参数. 结构参数主要包括水力旋流器的名义直径、入口面积、底流口直径、溢流口直径、旋流腔直径、大锥段锥角、小锥段锥角、旋流腔长度、尾管段长度等;操作参数主要有入口压力、分流比和旋流器的入口流量等;物性参数包括油水两相的密度、油水两相的粘度、入口含油浓度、进口油滴平均粒径等. 输出层的神经元节点为旋流器的分离性能参数,主要包括底流和溢流的含油浓度.

由经验公式 $m \geqslant \log_2 n$[6] (m 为隐层节点数, n 为训练样本的维数) 计算出的隐层节点数为 5,以此为参考值,对其进行有限浮动. 比较不同隐层节点数时神经网络的训练速度、训练误差和预报误差,直到网络以较快的速度完成训练,并且预报误差和训练误差小于一定范围为止. 图 2 所示为训

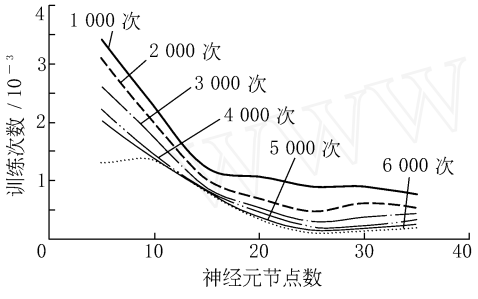

图 2 不同训练次数下训练误差与隐层节点数之间的关系

练误差与隐层节点数之间的关系. 可以看出在节点数大于 25 后,训练误差并无明显下降. 进一步考察隐层节点数从 24 到 32 时的预报效果,如图 3 和图 4 所示. 综合考虑,当隐层节点数为 30 时,网络的预报效果最好,因此将 BP 神经网络的隐层节点确定为 30 个.

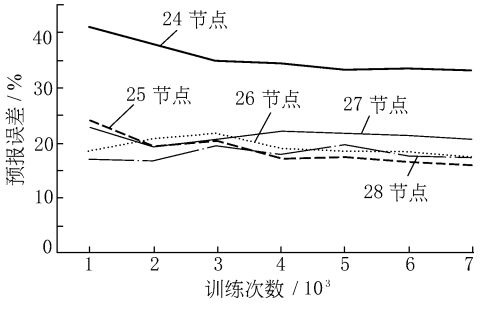

图 3 预报误差与隐层节点数之间的关系

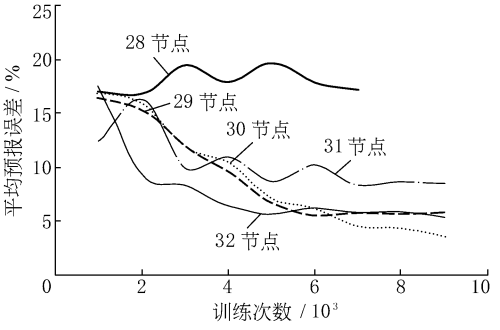

图 4 平均预报误差与隐层节点数之间的关系

2 人工神经网络算法

2.1 传统 BP 算法

传统的 BP 算法是基于梯度下降法,按目标函数的负梯度方向修正权值,其权值的修正迭代公式可表示为 $X^{(k+1)} = X^{(k)} - \eta \nabla f(X^{(k)})$,式中, $X^{(k)}$ 为网络所有的权重系数组成的向量; η 为学习速率; $f(X^{(k)})$ 为神经网络计算的目标函数; $\nabla f(X^{(k)})$ 表示目标函数的梯度. 激励函数

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}).$$

2.2 遗传算法优化初始权值

遗传算法对神经网络的优化的数学描述如下[7],

$$\min E(w, v) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_1} \sum_{t=1}^{n} [y_k(t) - \hat{y}_k(t)]^2,$$

式中: w 和 v 为 BP 神经网络的权重; $y_k(t)$ 为 BP 神经网络的期望输出; $\hat{y}_k(t)$ 为 BP 神经网络的实际输出. 算法实现步骤如下[8]:首先采用 BP 神经网络,输入训练样本进行训练,在误差比较满意时,把连接权值中的最大值和最小值分别记为 $u_{\max}$ 和 $u_{\min}$,以区间 $[u_{\min} - \delta_1, u_{\max} + \delta_2]$ (其中 δ_1, δ_2 为调节参数) 作为连接权的基本解空间. 然后,对基本解空间进行编码,其中编码生成的码串主要由权重系数码组成. 然后产生初始群体,初始群体的权重系数码为区间 $[u_{\min} - \delta_1, u_{\max} + \delta_2]$ 上均匀分布的随机数. 接着计算群体中每个个体的适应度. 定义适应度函数为

$$F(w, v) = \exp\left[-\left(\sum_{k=1}^{N_1} \sum_{t=1}^{n} [y_k(t) - \hat{y}_k(t)]^2\right) \times 1\,000\right].$$

保留群体中适应度最高的个体,直接将其复制到下一代. 最后对群体中的所有个体,采用锦标赛选择法进行选择,由交叉和变异运算生成新一代群体. 如此循环直至预设的遗传代数. 把最后一代群体中的最优个体解码,得到优化后的初始权重.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2.3　共轭梯度法优化 BP 算法

采用 PRP 共轭梯度法优化 BP 算法[9],主要体现在两个方面,一是对学习速率 η 的优化;二是利用目标函数对权值二阶梯度的信息. PRP 共轭梯度法的计算可以表述为:

$$f(X^{(k+1)}) = \min f(X^{(k)} + \eta^{(k)} S(X^{(k)}));$$

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} + \eta^{(k)} S(X^{(k)}),$$

式中: $f(X^{(k)})$ 为神经网络计算的目标函数; $X^{(k)}$ 为网络所有的权重系数组成的向量; $S(X^{(k)})$ 为由 X 的各分量组成的向量空间的搜索方向; $\eta^{(k)}$ 为在 $S(X^{(k)})$ 方向上,使 $f(X^{(k+1)})$ 达到极小的步长.

共轭梯度法第一次迭代的搜索方向为负梯度方向,即搜索方向 $S(X^{(0)}) = -\nabla f(X^{(0)})$,以后各次迭代的搜索方向由下式确定,

$$S(X^{(k)}) = -\nabla f(X^{(k)}) + \beta^{(k)} S(X^{(k-1)});$$

$$\beta^{(k)} = \Delta g_{k-1}^{T} g_k / (g_{k-1}^{T} g_{k-1}),$$

式中: $g_k = \nabla f(X^{(k)})$, $\Delta g_{k-1} = g_k - g_{k-1}$, g_{k-1}^{T} 为 g_{k-1} 的转置.

由于共轭梯度法具有二次终结的性质[10],因此对于正定二次函数, $X \in E^n$,最多经过 n 次迭代可以搜索到最优点. 但是在实践中由于初始点的选择不当或计算机的舍入误差等原因,会出现二次精度不高的情况,因此搜索方向 $S(X^{(k)})$ 在迭代过程中通常以一定的周期复位到负梯度方向,周期一般为 n(变量 $X^{(k)}$ 的维数).

3　实例分析

为了客观地分析上述神经网络模型的实用性,将旋流器实际分离实验中所得的真实数据作为训练样本进行网络训练. 图 5 所示为 BP 神经网络训练误差与训练次数之间的关系. 可见,随着训练次数的增加,训练误差越来越小,到一定程度后下降的速度越来越慢.

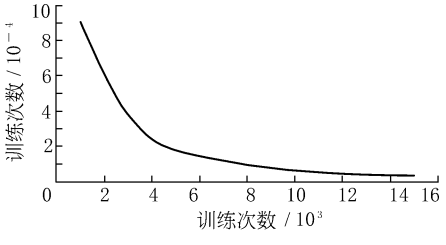

图 5　网络训练误差下降过程

为了检验神经网络训练的可靠性,这里采用 3 组未经训练的实验数据,利用神经网络的训练结果,输入旋流器的物性参数、操作参数和结构参数,预测油水分离旋流器的分离性能,并与实际结果进行对比分析. 图 6 为训练次数与预报误差之间的关系图,综合考虑训练误差和预报误差之后,认为 11 000 次为本实验条件下神经网络的最佳训练次数,过度训练将出现过拟合.

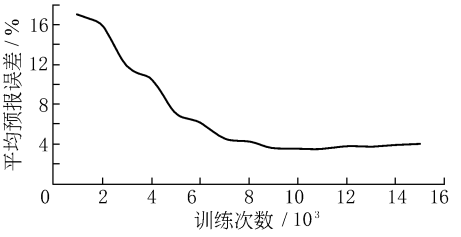

图 6　训练次数与预报误差关系图

表 1 为 BP 神经网络在训练 11 000 次时,3 组检验数据的预测值与实际值的对比情况. 表中: w_y 为溢流油体积分数, δ_y 为其误差; ρ_d 为底流含油浓度, δ_d 为其误差. 可见,采用改进的 BP 神经网络模拟水力旋流器的分离过程是切实可行的.

表 1　神经网络模型预报值与实际值的对比

组别	w_y/ %		δ_y/ %	ρ_d/ mg·L⁻¹		δ_d/ %	分离效率/ %		
	实测	预报		实测	预报		实测	预报	误差
1	1.69	1.70	0.59	141	150	6.00	86.3	85.4	1.05
2	3.28	3.23	1.55	278	291	4.67	70.6	69.2	2.02
3	3.60	3.58	0.56	231	230	0.43	76.0	76.1	0.13

参　考　文　献

[1] 舒朝晖,陈文梅,褚良银. 油水分离旋流器分离过程数学模型分析[J]. 石油化工设备, 2003, 32(2): 1-5.

[2] 舒朝晖,肖　莉,程　雁,等. 油水分离水力旋流器的人工神经网络模拟[J]. 石油机械, 2003, 31(3): 11-13.

[3] Thomas E, Quantrille, Liu Y A. 人工智能在化学工程中的应用[M]. 查金荣,申同贺,等译. 北京:中国石化出版社,1994.

[4] 王　伟. 人工神经网络原理 ——入门与应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,1995.

[5] 尹朝庆,尹　皓. 人工智能与专家系统[M]. 北京:中国水利水电出版社,2002.

[6] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(9): 533-536.

[7] 周　明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999.

[8] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京:高等教育出版社,2004.

[9] 戴或虹,袁亚湘. 非线性共轭梯度法[M]. 上海:上海科学技术出版社,2000.

[10] 卢险峰. 最优化方法应用基础[M]. 上海:同济大学出版社,2003.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net