

DOI:10.3969/j.issn.1000-1298.2010.11.010

基于神经网络的离心泵能量性能预测*

谈明高 刘厚林 袁寿其 王勇 王凯

(江苏大学流体机械工程技术研究中心, 镇江 212013)

【摘要】总结了BP网络和RBF网络在离心泵能量性能预测中的应用现状,介绍了这两种网络的结构及特点。分别采用BP网络和RBF网络建立了离心泵能量性能预测模型。用57组数据对这两个预测模型进行了训练,并用6组数据对两种网络结构的性能预测模型进行了仿真。研究结果表明:两种网络结果的预测模型预测精度比较接近且预测结果的趋势也相同, BP网络预测精度略高于RBF网络;BP网络扬程平均预测误差为3.85%,效率平均预测误差为1.39%,RBF网络扬程平均预测误差为4.79%,效率平均预测误差为3.43%;RBF网络预测所需时间仅为BP网络预测所需时间的一半。

关键词: 离心泵 性能预测 神经网络

中图分类号: TH311 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)11-0052-05

Energy Characteristics Prediction of Centrifugal Pumps Based on Artificial Neural Network

Tan Minggao Liu Houlin Yuan Shouqi Wang Yong Wang Kai

(Technical and Research Center of Fluid Machinery Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract

The application of the BP and RBF artificial neural networks in energy characteristics prediction of centrifugal pumps was summarized. The structure and characteristics of the two artificial neural networks were introduced in detail. The models of BP and RBF artificial neural network were established respectively to predict the centrifugal pump energy characteristics. The characteristics data of 57 centrifugal pumps were used to train the two models, and the data of the other 6 centrifugal pumps were used to test the two models. The study shows that the prediction results of the two networks are closer and the trends of prediction results are the same for the two networks. The precision of BP network is a little higher than that of RBF network. The head average prediction discrepancy for BP network is 3.85% and the efficiency average discrepancy is 1.39% points. The head average prediction discrepancy for RBF network is 4.79% and the efficiency average discrepancy is 3.43% points. The prediction time of RBF network is only half the time of BP network.

Key words Centrifugal pumps, Characteristics prediction, Neural network

引言

人工神经网络由于具有很强的非线性映射能力,且不需要任何假设,因此在泵性能预测中得到较为广泛的应用,是离心泵性能预测的主要方法之

一^[1]。神经网络的模型多种多样,目前应用于泵能量性能预测的主要是BP(back-propagation)神经网络,文献[2~6]等都进行过相关研究。BP网络是典型的全局逼近网络,学习精度高,但学习速度较慢且收敛性差。与BP网络不同,径向基函数网络

收稿日期:2010-01-22 修回日期:2010-04-01

* 国家杰出青年科学基金资助项目(50825902)、江苏省自然科学基金创新学者攀登项目(BK2009006)、江苏省教育厅自然科学基金资助项目(09KJD470002)和江苏大学高级人才科研启动基金资助项目(09JGDG026)

作者简介:谈明高,助理研究员,博士,主要从事泵性能预测研究, E-mail: tmgwxf@ujs.edu.cn

(radial basis function, 简称 RBF) 是一种典型的局部逼近网络, 其学习速度比较快且也具有很强的函数逼近能力^[7]。刘厚林等^[8]曾采用 RBF 神经网络预测了离心泵汽蚀性能并取得了较好的效果。为此, 分别采用改进算法的 BP 神经网络和 RBF 神经网络来预测离心泵的能量性能并比较二者的预测精度和耗时间。

1 BP 和 RBF 人工神经网络

1.1 BP 和 RBF 网络结构

BP 神经网络和 RBF 神经网络都是非线性多层前向神经网络。BP 网络和 RBF 网络都由输入层、隐含层和输出层构成。BP 网络的隐含层可以是一层或多层, RBF 的隐含层只有一层^[9]。BP 网络输入层和隐含层之间的传递函数通常为 S 型函数; RBF 网络的传递函数为高斯函数 radbas。二者的隐含层和输出层之间的传递函数通常都为线性函数。

1.2 BP 和 RBF 网络的学习规则

BP 神经网络的学习过程由信号的前向计算和误差反向传播两部分组成。正向传播时, 输入样本从输入层传入, 经隐含层处理后, 传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出不符, 则转入误差的反向传播过程。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值反复调整的过程即为网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差达到预先设定的值^[10]。

RBF 网络要学习的参数有 3 个: 基函数的中心、方差和权值。前两个参数的选择是以聚类的方法把样本聚成 M 类, 类中心就作为 RBF 的中心。最常用的是 K-均值聚类。在 RBF 函数的中心和方差选定后, 输出单元的权值可用最小二乘法直接计算。RBF 网络应用最广泛的训练算法是正交优选算法。

2 网络的拓扑结构及训练

2.1 BP 和 RBF 网络拓扑结构

根据离心泵能量性能预测的实际需要, 确定 BP 网络预测模型为 3 层结构, 即输入层、采用 tansig 作为激活函数的隐含层和采用线性函数 purelin 作为激活函数的输出层。RBF 网络预测模型同样确定为 3 层结构, 即输入层、采用高斯函数 radbas 作为激活函数的隐含层和采用线性函数 purelin 作为激活函数的输出层。

输入模式对于性能预测结果有较大影响。选取对泵能量性能影响较大的几何参数和设计点流量 Q 作为网络的输入变量。叶轮的几何参数包括: 叶轮出口直径 D_2 、叶片出口宽度 b_2 、叶片出口安放角 β_2 、

叶片包角 Φ 、蜗壳的基圆直径 D_3 、蜗壳进口宽度 b_3 、蜗壳第八断面面积 F_8 以及叶片数 z 。根据输入输出模式可以确定 BP 网络和 RBF 网络的输入层神经元数目为 9; 输出层神经元数目为 2, 即泵的扬程 H 和效率 η 。对于隐含层神经元数目的确定, BP 网络采用试验试凑的方法, 经比较最终确定为 20 个神经元。RBF 网络径向基神经元的数目为迭代的次数。最后 BP 网络的结构为 9-20-2 三层结构, 如图 1 所示; RBF 网络的结构如图 2 所示。

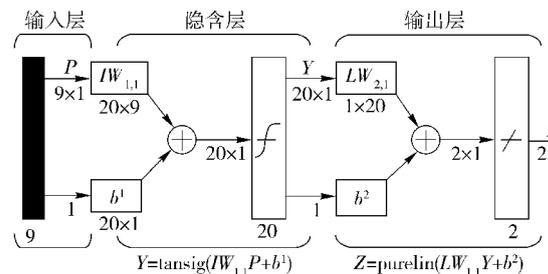


图 1 BP 网络结构图

Fig. 1 Structure of BP network

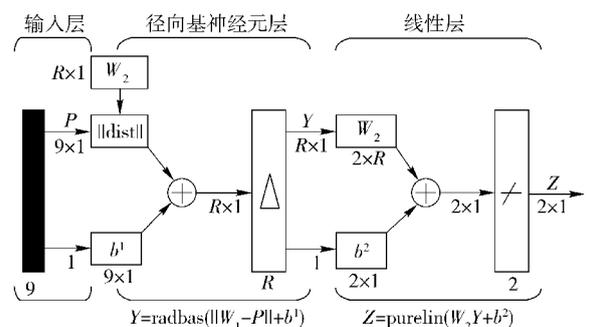


图 2 RBF 网络结构图

Fig. 2 Structure of RBF network

2.2 训练样本及其归一化

将工程实践中得到的 57 组单级单吸离心泵的设计参数和试验参数作为训练样本, 表 1 给出了其中的 10 组数据。由于训练样本数据变化范围大, 对神经网络来说输入和输出应限制在一定范围内, 比较大的输入仍能落在神经元转化函数梯度大的区域。这样可加快网络的训练速度, 并使网络训练更加有效。因此需要对样本进行归一化处理。在 Matlab 7.0 中使用 premmx 函数将训练样本所有数据归一到 -1 和 1 之间。

2.3 预测模型的训练

根据上述网络参数, 在 Matlab 7.0 中使用 newff 函数建立前向 BP 网络。应用基于 L-M 训练法的 train 函数对的 BP 网络进行训练。步数 300, 学习效率 0.04, 网络的目标误差 10^{-3} 。经过 9 步的训练, 网络性能达到要求, 误差变化曲线如图 3 所示。

使用 newrb 函数建立 RBF 网络。该函数利用迭代方法建立网络。开始时网络径向基的神经元个

表1 部分网络训练样本数据

Tab.1 Partial training data of the two networks

序号	D_2/mm	b_2/mm	$\beta_2/(\circ)$	$\Phi/(\circ)$	D_3/mm	b_3/mm	F_8/mm^2	$Q/\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$	z	H/m	$\eta/\%$
1	315	8	35	136	320	20	418	44.9	4	124	47.90
2	164	10.4	26	112	170	24	1 231	45.7	6	29.3	82.90
3	255	5	35	200	260	10	210	12.5	5	80	40.00
4	245	7	35	200	257	20	531	25	5	80	52.40
5	137	14	27	110	143	30	2 124	50	6	20	79.00
6	399	21.5	33	130	418	42	9 503	200	5	50	76.50
7	267	38	27	90	280	65	14 430.7	400	7	20	79.00
8	196	5.6	35	135	202	18	550	25.09	4	42.2	64.79
9	194	7	40	119	212	21	600	32.65	5	48.3	73.61
10	240	55.5	23.5	99.5	260	80	22 309	442.44	6	11	86.66



图3 BP网络误差变化曲线

Fig.3 Discrepancy curve of BP network

数为零,然后每迭代一次,径向基层就增加一个神经元。每次迭代中,网络首先进行仿真并找到对应于最大输出误差的输入样本矢量,然后径向基添加一个神经元并把权值设为该输入矢量,最后再修改线性层的权值以达到最小误差。网络参数设置:目标误差 10^{-4} 、扩展常数 0.73、最大神经元个数 100、迭代过程的显示频率为 1。经过 56 步,网络性能达到要求,误差变化曲线如图 4 所示。

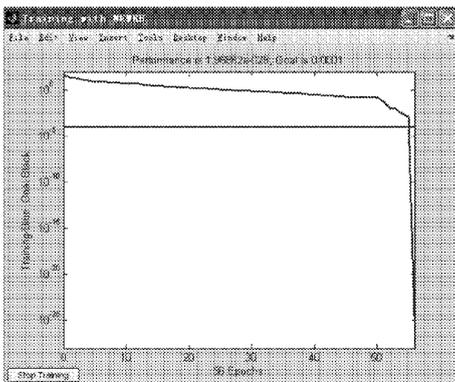


图4 RBF网络误差变化曲线

Fig.4 Discrepancy curve of RBF network

3 网络仿真

3.1 预测结果

为验证建立的预测模型,选用 6 组检验样本分别对两个模型进行了测试,并将预测结果和试验值进行了对比。检验样本参数列于表 2 中,预测结果列于表 3 中。由表 3 分析可知:BP 网络预测的扬程最大相对误差 ΔH 为 7.70%、最小误差为 0.06%、平均误差为 3.85%;效率最大绝对误差 $\Delta \eta$ 为 3.21%、最小误差为 0.17%、平均误差为 1.39%。RBF 网络预测的扬程最大误差为 7.26%、最小误差为 2.29%、平均误差为 4.79%;效率最大误差为 6.00%、最小误差为 1.78%、平均误差为 3.43%。

由上述结果分析可知,两种网络的扬程预测精度都低于效率预测精度,这可能是泵效率的影响因素要多于泵扬程的影响因素;BP 网络预测精度比 RBF 网络略高。两种网络的预测精度都基本可以满足工程应用的需求。随着训练样本的增多,两种网络的预测精度还可以进一步提高。

由于目前 BP 网络隐含层神经元数目的确定没有完整的理论指导,一般采用试验试凑的方法,因而比较费时,且不能保证该值为最佳。RBF 网络需要确定的相关参数较少,易于建立。所以,BP 网络所需的时间是 RBF 网络的 2 倍左右。

3.2 预测结果回归分析

在 Matlab 中,借助工具箱函数 `postreg`,利用线性回归的方法分析网络输出变化相对于目标输出变化的变化率,即对目标输出进行回归分析。线性回归分析结果如图 5 和图 6 所示,其中 A 为预测值, T 为试验值。由图可知,BP 网络和 RBF 网络的预测结果和目标输出的相关系数 R 分别为 0.994 和 0.992,两者的相关性都很好。这说明 BP 网络和

RBF 网络模型的泛化能力都比较好,都具有比较高的工程应用价值。

表 2 检验样本参数
Tab.2 Parameters of test models

序号	D_2/mm	b_2/mm	$\beta_2/(^\circ)$	$\Phi/(^\circ)$	D_3/mm	b_3/mm	F_3/mm^2	$Q/m^3 \cdot h^{-1}$	z
1	290	8	34	150	325	20	354	36.18	5
2	263	5	32	147	268	14	366	32.4	5
3	192	4	38	117	198	15	335	20.37	5
4	158	10	30	120	170	22	580	30	6
5	210	14	27	110	222	26	2 058	100	6
6	134	18	28.5	108.5	144	34	2 430	64.91	6

表 3 检验样本预测结果
Tab.3 Prediction results of test models

序号	n_s	试验值		BP 网络预测值与误差				RBF 网络预测值与误差			
		H/m	$\eta/\%$	H/m	$\Delta H/\%$	$\eta/\%$	$\Delta \eta/\%$	H/m	$\Delta H/\%$	$\eta/\%$	$\Delta \eta/\%$
1	32.0	111.13	49.50	110.18	0.85	49.71	0.21	115.08	3.55	55.50	6.00
2	35.7	87.53	56.40	83.01	5.16	56.72	0.32	82.13	6.17	59.27	2.87
3	44.8	46.35	65.40	48.47	4.57	67.98	2.58	47.41	2.29	69.57	4.17
4	74.0	30.79	75.00	30.81	0.06	73.15	1.85	32.07	4.16	73.22	1.78
5	93.0	50.00	81.25	46.15	7.70	78.04	3.21	53.63	7.26	83.55	2.30
6	173.0	16.58	80.59	15.79	4.76	80.76	0.17	17.46	5.31	84.03	3.44

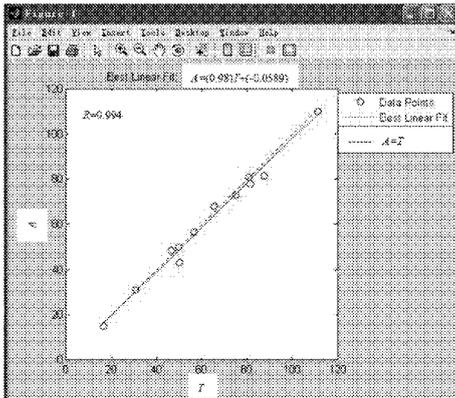


图 5 BP 线性回归分析结果

Fig.5 Regression analysis result of BP network

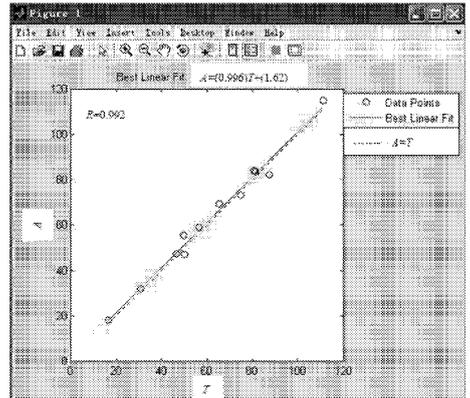


图 6 RBF 线性回归分析结果

Fig.6 Regression analysis result of RBF network

4 结论

(1)BP 网络的扬程平均预测误差为 3.85%,效率平均预测误差为 1.39%。RBF 网络的扬程平均预测误差为 4.79%,效率平均预测误差为 3.43%。

(2)两种网络的预测精度都能够满足工程应用,BP 网络整体预测精度比 RBF 网络略高;RBF 网络预测所需要的时间是 BP 网络的一半,更适合工程应用。

参 考 文 献

- 谈明高,袁寿其,刘厚林. 离心泵性能预测的研究现状及展望[J]. 水泵技术,2005(3):23~25.
Tan Minggao, Yuan Shouqi, Liu Houlin. The actuality and prospect of characteristics prediction for centrifugal pumps[J]. Pump Technology, 2005(3): 23~25. (in Chinese)
- 聂书彬,关醒凡,刘厚林. 利用人工神经网络预测离心泵性能的探索[J]. 水泵技术,2002(5):16~18.
Nie Shubin, Guan Xingfan, Liu Houlin. The research of characteristic prediction for centrifugal pumps based on artificial

- neural network[J]. Pump Technology, 2002(5): 16~18. (in Chinese)
- 3 丛小青,袁寿其,袁丹青,等. 基于改进 BP 神经网络的离心泵性能预测[J]. 农业机械学报,2006,37(11):56~59.
Cong Xiaoqing, Yuan Shouqi, Yuan Danqing, et al. Performance forecast of centrifugal pump by BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(11): 56~59. (in Chinese)
 - 4 刘光临,蒋劲,符向前. BP 神经网络法预测水泵全性能曲线的研究[J]. 武汉水利电力大学学报,2000,33(2):37~39.
Liu Guanglin, Jiang Jing, Fu Xiangqian. Predicting complete characteristics of pumps by using BP neural network[J]. Journal of Wuhan University of Hydraulic and Electric Engineering, 2000, 33(2): 37~39. (in Chinese)
 - 5 Mustafa Gölcü. Neural network analysis of head-flow curves in deep well pumps[J]. Energy Conversion and Management, 2006,47(7~8):992~1003.
 - 6 Garg A, Sastry P S, Pandey M, et al. Numerical simulation and artificial neural network modeling of natural circulation boiling water reactor[J]. Nuclear Engineering and Design, 2007, 237(3): 230~239.
 - 7 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,2003.
 - 8 刘厚林,王勇,谈明高,等. 基于神经网络的离心泵汽蚀性能预测[J]. 排灌机械,2008,26(3):15~18.
Liu Houlin, Wang Yong, Tan Minggao, et al. Prediction on cavitation performance of centrifugal pumps based on artificial neural network[J]. Drainage and Irrigation Machinery, 2008, 26(3): 15~18. (in Chinese)
 - 9 Panda S S, Chakraborty D, Pal S K. Flank wear prediction in drilling using back propagation neural network and radial basis function network[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2): 858~871.
 - 10 袁寿其,沈艳宁,张金凤,等. 基于改进 BP 神经网络的复合叶轮离心泵性能预测[J]. 农业机械学报,2009,40(9): 77~80,25.
Yuan Shouqi, Shen Yanning, Zhang Jinfeng, et al. Performance predicting of centrifugal pumps with compound impeller based on improved BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(9): 77~80,25. (in Chinese)

(上接第 51 页)

参 考 文 献

- 1 Bernd Schreiber. 齿轮泵嫁接电动机[J]. 现代制造,2005(2):36~37.
- 2 Wehner D, Helduser S. Integrated electric-hydraulic drives for power and motion control [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Fluid Power Transmission and Control, Hangzhou, China, 2005: 81~84.
- 3 江木正夫,萧欣志. 日本液压技术动向[J]. 液压气动与密封,2004(1):11~14.
Masao Egi, Xiao Xinzhi. The trend of Japan's hydraulic technology[J]. Hydraulics Pneumatics & Seals, 2004(1):11~14. (in Chinese)
- 4 黄閔宗,吴有章,謝聖平. 電液複合泵浦氣隙油膜效應模擬分析[J]. 機械月刊,2005,31(8):143~150.
- 5 冀宏,孙磊,王峥嵘,等. 一种电机内嵌叶片泵: 中国,101255868[P]. 2007-09-03.
Ji Hong, Sun Lei, Wang Zhengrong, et al. A vane pump built within electric motor: CN,101255868[P]. 2007-09-03. (in Chinese)
- 6 冀宏,丁大力,王峥嵘,等. 液压电机泵内置孔板离心泵的流场解析与优化[J]. 机械工程学报,2009,45(6):199~205.
Ji Hong, Ding Dali, Wang Zhengrong, et al. Flow analysis and optimization of port-plate centrifugal pump in electric motor pump[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(6):199~205. (in Chinese)
- 7 冀宏,孙磊,王峥嵘,等. 液压电机泵中浸油电机的负载效应[J]. 兰州理工大学学报,2009,35(4):52~56.
Ji Hong, Sun Lei, Wang Zhengrong, et al. Load effect of electro-motor of hydraulic electro-motor pump[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2009, 35(4):52~56. (in Chinese)
- 8 王益全,张炳义. 电机测试技术[M]. 北京:科学出版社,2004.
- 9 全国液压气动标准化技术委员会. 中国机械工业标准汇编:液压与气动卷[M]. 北京:中国标准出版社,1999.