

基于 RBF神经网络的水轮机振源参数识别方法

李守巨^{*1}, 刘迎曦¹, 宋树川², 冯艳蓉²

(1.大连理工大学 工业装备结构分析国家重点实验室, 辽宁 大连 116024
2.丰满发电厂, 吉林 吉林 132108)

摘要: 在对水轮机进行力学建模和分析时,其振动荷载特性往往是未知的,但却是十分重要的. 基于径向基函数(RBF)神经网络,提出了水轮机振动荷载参数识别方法. 根据在丰满水电站现场观测的水轮机振动响应数据,识别出了水轮机在不同运行状态下的振动荷载参数,其中包括振动力的频率、相位差和幅值. 利用人工神经网络具有解决参数识别反问题不适定性的能力,建立了水轮机系统响应与模型参数之间近似的非线性函数关系. 现场实际应用结果表明,经过充分训练的神经网络具有较快的收敛能力和较高的预测精度.

关键词: 振动荷载; 参数识别; 神经网络; 系统响应; 径向基函数
中图分类号: TV 642 **文献标识码:** A

0 引言

水力发电系统振动荷载参数的精确识别,对水电站发电设备的修理、诊断和维护等非常重要. 直接测量振动荷载非常困难,然而,振动荷载所引起的发电机组的响应却是容易测量的. 根据现场测量的发电系统的动力响应,采用参数识别方法间接估计振动荷载有着特殊的重要性^[1]. 最近几年,有几种方法都曾经被应用到荷载参数识别上. 这些方法可以分为两类:一类是基于精确解答和系统识别理论的方法,例如时间历程法(TDM)和频率时间历程法(FTDM);另一类是基于有限单元方程组的方法,它是系统状态的最佳估算逼近^[2~4]. 瞿伟廉等系统分析了振动结构动态荷载的识别方法,并且比较了各种方法的优缺点,讨论了荷载识别的精度问题^[5];李守巨等提出了基于遗传算法的冲击荷载参数识别问题,指出参数识别反问题的多极值性^[6];周晚林等提出了基于BP神经网络与有限元逆分析识别荷载位置和大小^[7]. 神经网络已经被广泛应用于荷载参数识别、模式估计、损伤识别和预测、预报等领域^[8~10]. 但是,经常使用的BP神经网络权值调整

方法是负梯度下降法,这种调整权值的方法有它的局限性,即存在收敛速度慢和易陷入局部极小等问题. 径向基函数(RBF)神经网络在逼近性能、分类能力和学习速度等方面均优于BP神经网络^[11]. 本文的目的在于建立一种基于RBF神经网络的水轮机振动荷载参数识别方法,结合丰满水电站水轮机改造项目,根据现场的振动响应观测数据识别作用在水轮机上不同运行工况下的荷载大小,为水轮机的改造提供模型参数.

1 水轮机振动响应的有限元计算和现场测试

为了进行水轮机振动荷载识别反演,必须建立水轮机支架振动分析正演模型. 考虑如图1所示的水轮机支架结构力学模型,其振动响应的动力学方程为^[12]

$$M\ddot{u} + C\dot{u} + Ku = P(t) \tag{1}$$

式中: M 为整体质量矩阵; u 为系统的位移矩阵; C 为整体阻尼矩阵; K 为整体刚度矩阵; $P(t)$ 为荷载列阵. 对式(1),采用中心差分法得到的差分方程为

收稿日期: 2005-04-20; 修回日期: 2006-09-10.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10472025).
作者简介: 李守巨^{*} (1960-), 男, 博士, 副教授, E-mail: lishouju@dlut.edu.cn; 刘迎曦 (1944-), 男, 教授, 博士生导师, E-mail: yxliu@dlut.edu.cn.
©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$\begin{cases} \frac{1}{\Delta t^2}M + \frac{1}{2\Delta t}C \\ \frac{1}{\Delta t^2}M - \frac{1}{2\Delta t}C \end{cases} \begin{matrix} u_{t+\Delta t} \\ u_{t-\Delta t} \end{matrix} = P_t - \left[K - \frac{2}{\Delta t^2}M \right] u_t -$$

(2)

其中 Δt 为时间步长,初始条件和边界条件为

$$u=0(x,y,z)=0, \dot{u}=0(x,y,z)=0$$

(3)

$$u(t)=0(x\in x_b,y\in y_b,z\in z_b)$$

(4)

其中 x_b 、 y_b 和 z_b 为水轮机支架的固定边界. 水轮机的主要参数如表 1 所示.

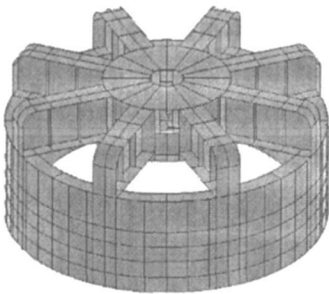


图 1 水轮机机架结构图

Fig. 1 Structure of hydro generator

表 1 水轮机的主要参数

Tab. 1 Main parameters of the hydraulic generator

型号	P_n /MW	k_n /(r·min ⁻¹)	m_r /kg	N_p /kN
SF85-40/8540	85	150	320 000	6 610

注: P_n 为额定功率; k_n 为额定转速; m_r 为回转部分质量; N_p 为推力轴承荷载

除了力学模型和有限元求解方法之外,还必须有现场观测数据,才能够对水轮机动力系统的荷载参数进行识别. 如图 2 所示,在水轮机上共布置 4 个观测点观测系统的动力响应和频率特性,其中,观测点 1 和 4 用于参数反演,而观测点 2 和 3 所观测的数据用于对参数反演结果与观测结果进行对比预测分析,每个观测点分别观测 3 个坐标方向的动态响应. 图 3 为水轮机水平振动 (y

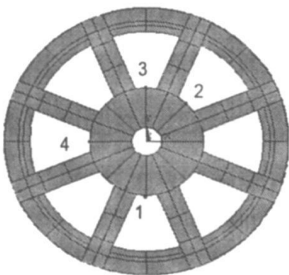


图 2 振动观测点布置

Fig. 2 Location of measuring points

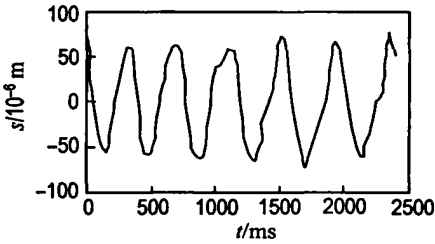


图 3 水轮机水平振动 (y 方向) 位移 -时间曲线观测值 (85 MW)

Fig. 3 Measured vibration responses of hydraulic generator (85 MW)

方向)位移 -时间曲线观测值 (85 MW),图 4 为水轮机振动的功率谱曲线 (60 MW, z 向),表 2 给出了水轮机振动测试结果.

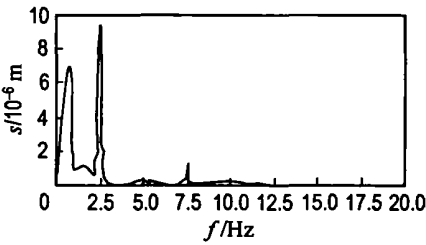


图 4 水轮机振动的功率谱曲线 (60 MW, z 向)

Fig. 4 Curve of power spectrum of hydraulic generator (60 MW, direction z)

表 2 水轮机振动测试结果

Tab. 2 Vibration responses of hydraulic generator

P /MW	A_x / μ m	A_y / μ m	A_z / μ m
20.0	94	110	33
60.0	78	79	28
85.0	97	101	30
无励磁	80	84	35

注: A_x 为 x 方向水平振动幅值; A_y 为 y 方向水平振动幅值; A_z 为 z 方向垂直振动幅值

2 基于 RBF神经网络的水轮机振源参数识别方法

2.1 RBF神经网络及其权值的调整

如图 5 所示,径向基函数 (RBF) 神经网络是具有单隐层的三层前馈网络. 由于它模拟了人脑中局部调整、相互覆盖接收域的神经网络结构,已证明它能以任意精度逼近任一连续函数^[12]. 神经网络具有能够模拟人脑解决疑难问题的认知能

力. 网络能积累学识, 并且能根据以往的经验获得解决新情况下新方法. 为了采用神经网络进行振动荷载参数识别, 需要对神经网络确定一批训练数据, 用 n 表示输入, m 表示隐藏神经元, p 表示输出, 径向基函数网络见图 5.

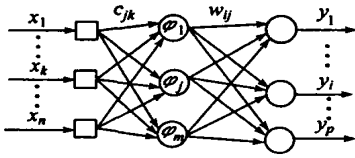


图 5 RBF神经网络结构图

Fig. 5 Architecture of RBF neural network

通过应用神经元, 神经网络可以学习数据集的模式, 发展能够正确区分新模式的能力, 进而实现预测和预报. 神经网络擅长疑难问题的诊断、决策、预报和其他的模式识别及不需要给出精确解的分类问题. 径向基函数网络与标准的前馈反向传播的神经网络相比, 要求更多的神经元, 但是, 它却常常被设计成神经网络的一部分, 用于训练标准的前馈网络. RBF神经网络能够将 n 维空间的非线性输入转换成 m 维空间. 这个非线性的转换受 m 个基本函数制约, 函数的各自特征取决于输入间隔和宽度中心 c_j 的位置, 取决于半径的位置. 这个基函数的代表是高斯函数, 如下式所示:

$$h(x, c) = \exp\left\{-\sum_{k=1}^n \frac{(x_k - c_{jk})^2}{2r_{jk}^2}\right\} \quad (5)$$

式中: n 是输入层神经元数; c_{jk} 是输入空间的中心; x_k 是对输入层的输入; r_{jk} 是矢径. 基函数响应的输出对最接近中心点 c_j 的输入最强. 其度量由半径 r 确定.

$$r = \frac{d_{\max}}{2m} \quad (6)$$

其中 $d_{\max}$ 是隐含层单元中心之间最大的距离, m 是隐含层里神经元的数量^[8]. 径向基神经元与 BP 神经元的网络输入表达式是不同的. 这里对径向基转移函数的网络输入是中心矢量 c 与输入矢量 x 之间的矢量距离. 当它的输入是 0 时, 径向基函数的最大值是 1. 如 c 与 x 之间的距离减小, 则输出增大. 从而, 径向基神经元可以作为探测器, 就是当输入量 x 同中心矢量相同, 径向基神经元的输出为 1. RBF 神经网络的输出为 $y(x)$, 其模型基于线性回归.

$$y_i(x) = \sum_{j=1}^m w_{ij} h(x, c) \quad (7)$$

其中 w_{ij} 是第 i 个输出层神经元与第 j 个隐含层神经元的权. RBF 神经网络的训练过程可以分成两个阶段, 第一阶段是非监督性地获取知识, 欧几里得距离 d_j 用公式表示如下:

$$d_j(t) = \|x - c_j(t-1)\| \quad (8)$$

其中 t 是迭代次数, 中心调整如下:

$$c_j(t) = \begin{cases} c_j(t-1) + \Delta c_j; & j = \min d_j(t-1) \\ c_j(t-1); & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\Delta c_j = U[x(t-1) - c_j(t-1)]$. 第二阶段是监督性地获取知识, 在式 (7) 中 w_{ij} 是利用 LM S 方法调整过的, 方程 (7) 用矩阵表示如下:

$$Y = W\Phi \quad (10)$$

式中: Y 是真实的输出矩阵; W 和 Φ 分别是权矩阵和径向基函数矩阵. 这个权矩阵可以利用伪逆的方法来进行计算:

$$W = \Phi^+ D \quad (11)$$

其中 Φ^+ 是矩阵 Φ 的伪逆, D 是期望的输出响应矩阵. 这个伪逆可以用下式表示:

$$\Phi^+ = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \quad (12)$$

以输出功率为 85 MW 的发电机组垂直振动荷载参数识别为例, 振动荷载的主要频率能够根据水轮机的功率谱曲线确定. 从图 4 中可以看出, 3 个主频估计为 0.625、2.5 和 7.5 Hz. 那么待识别参数如下: 频率为 0.625 Hz 时的荷载振幅 $F_{0.625}$ 和相位角 $\theta_{0.625}$, 频率为 2.5 Hz 时的荷载振幅 $F_{2.5}$ 和相位角 $\theta_{2.5}$, 频率为 7.5 Hz 时的荷载振幅 $F_{7.5}$ 和相位角 $\theta_{7.5}$. 于是, 对于水轮机输出功率为 85 MW 时的待识别参数向量 y 可以表示成如下形式:

$$y = (F_{0.625} \quad F_{2.5} \quad F_{7.5} \quad \theta_{0.625} \quad \theta_{2.5} \quad \theta_{7.5})^T \quad (13)$$

2.2 振动荷载参数识别结果

现场观测到的水轮机振动响应和所建立的 RBF 神经网络, 在 Matlab 上通过对神经网络的训练, 待神经网络收敛后, 将观测数据代入到训练好的神经网络, 得到 85 MW 时水轮机垂直振动荷载参数如表 3. 现场观测数据分析结果表明, 在相同的发电功率下, 振动荷载的几个主要频率也略有差异, 表 4 和 5 给出了在另外两个方向上水轮机振动荷载参数识别结果. 图 6~8 给出了在不同发电功率下, 根据神经网络识别出的荷载进行水轮机振动响应预测的结果与现场实际观测振动响应的对比分析.

表 3 水轮机垂直振动荷载参数识别结果 (85 MW)

Tab. 3 Identified load parameters in the vertical direction (85 MW)

$F_{2.5} / \text{kN}$	$F_{0.625} / \text{kN}$	$F_{7.5} / \text{kN}$	$\theta_{2.5} / \text{rad}$	$\theta_{0.625} / \text{rad}$	$\theta_{7.5} / \text{rad}$
72 522	19.100	1.500	4.159	4.707	5.698

表 4 水轮机水平振动荷载 (y 方向) 参数识别结果 (85 MW)

Tab. 4 Identified load parameters in the y direction (85 MW)

$F_{2.5} / \text{kN}$	$F_{0.5} / \text{kN}$	$F_{0.75} / \text{kN}$	$\theta_{2.5} / \text{rad}$	$\theta_{0.5} / \text{rad}$	$\theta_{0.75} / \text{rad}$
152 659	0.425	8.237	5.965	1.436	4.788

表 5 水轮机水平振动荷载 (x 方向) 参数识别结果 (85 MW)

Tab. 5 Identified load parameters in the x direction (85 MW)

$F_{2.5} / \text{kN}$	$F_{0.5} / \text{kN}$	$F_{0.75} / \text{kN}$	$\theta_{2.5} / \text{rad}$	$\theta_{0.5} / \text{rad}$	$\theta_{0.75} / \text{rad}$
173.128	19.100	0.325	1.097	1.028	0.374

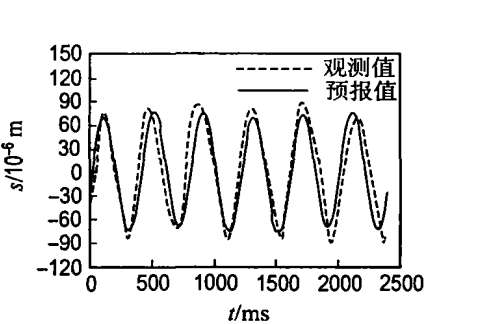


图 6 水轮机发电水平振动 (y 方向) 位移观测值与预报值对比 (85 MW)

Fig. 6 Comparison of measured horizontal displacements in direction y with forecasted ones (85 MW)

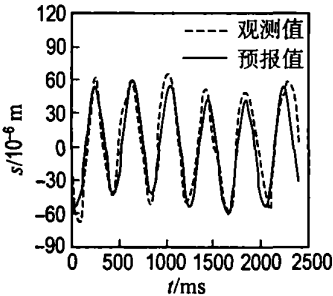


图 8 水轮机水平振动 (x 方向) 位移观测值与预报值对比 (60 MW)

Fig. 8 Comparison of measured horizontal displacements in direction x with forecasted ones (60 MW)

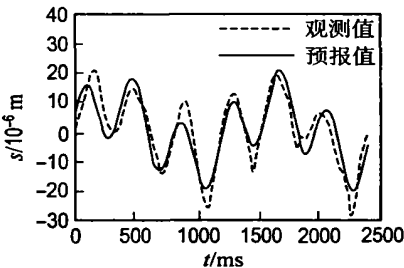


图 7 水轮机垂直振动位移观测值与预报值对比 (60 MW)

Fig. 7 Comparison of measured vertical displacements with forecasted ones (60 MW)

从图 6~ 8 的有限元预测结果与现场观测数据的对比中可以看出,预测的水轮机振动响应与现场观测结果基本一致.相比之下,图 7 的预测精度相对较低,其主要原因包括有限元模型误差、现场观测噪音和参数反演方法的误差等.如何提高现场观测精度和有效过滤掉观测噪音,以及建立鲁棒性反演方法是需要进一步解决的课题.

3 结 语

由于动态荷载参数的识别在水轮机振动响应分析的重要地位和作用,且许多水轮机都存在振动超标的问题,无论对于新水电站机组轴系和结构的设计还是对于老水电站机组改造,比较准确地识别出水轮机振动荷载及其响应都是必不可少的,这对于水轮机的安全运行具有指导意义.人

工神经网络是模拟人脑的功能设计出来的,其最大的特点在于具有学习能力. 实际应用结果表明,根据神经网络方法识别出的荷载对水轮机的振动响应进行预测具有比较高的预测精度. 研究表明,对于丰满水电站 9 号机组,其振动荷载的优势频率为 2.5 Hz,在不同运行工况条件下水平和垂直荷载为 100~200 kN.

参考文献:

- [1] YU L, CHAN T H T. Moving force identification based on the frequency-time domain method [J]. *J Sound Vib*, 2003, **261**(2): 329-349
- [2] ZHU X Q, LAW S S. Practical aspects in moving load identification [J]. *J Sound Vib*, 2002, **258**(1): 123-146
- [3] LAW S S, CHAN T H T. Moving force identification—a time domain method [J]. *J Sound Vib*, 1997, **201**(1): 1-22
- [4] LAW S S, CHAN T H T, ZENG Q H. Moving force identification—a frequency and time domain analysis [J]. *J Dyn Syst, Measurement and Contr*, 1999, **121**(3): 394-401
- [5] 瞿伟廉,王锦文. 振动结构动态荷载识别综述 [J]. 华中科技大学学报, 2004, **21**(4): 1-4
- [6] 李守巨,刘迎曦. 基于遗传算法的冲击荷载参数识别方法 [J]. 爆炸与冲击, 2002, **22**(2): 295-301
- [7] 周晚林,王鑫伟,胡自力. 压电智能结构荷载识别方法的研究 [J]. 力学学报, 2004, **36**(4): 491-495
- [8] TAM C M, TONG T K L. Diagnosis of prestressed concrete pile defects using probabilistic neural networks [J]. *Eng Struct*, 2004, **26**(8): 1155-1162
- [9] MAIFELD T. Short-term load forecasting by a neural network and a refined genetic algorithm [J]. *Electr Power Syst Res*, 1994, **31**(3): 147-152
- [10] 李守巨,刘迎曦. 基于神经网络的建筑结构节点损伤识别方法 [J]. 大连理工大学学报, 2003, **43**(3): 270-274
(LI Shou-ju, LIU Ying-xi. Damage identification of building structure with LM artificial neural networks [J]. *J Dalian Univ Technol*, 2003, **43**(3): 270-274)
- [11] LIN G F. A spatial interpolation method based on radial basis function networks incorporating a semivariogram model [J]. *J Hydrol*, 2004, **288**(3-4): 288-289
- [12] FULLEKRUG U. Identification of modal parameters, generalized and effective masses during base-driven tests [J]. *Aerospace Sci Technol*, 1998, **2**(7): 469-480

Identification procedure of vibrating load parameters of hydraulic generator with RBF neural network

LI Shou-ju^{*1}, LIU Ying-xi¹, SONG Shu-chuan², FENG Yan-rong²

(1.State Key Lab. of Struct. Anal. for Ind. Equip., Dalian Univ. of Technol., Dalian 116024, China;

2.Fengman Hydropower Plant, Jilin 132108, China)

Abstract Vibrating dynamic characteristics have been unknown but important in the modeling and mechanical analyses of large hydraulic generators. An identification algorithm for vibrating dynamic characterization by using RBF (radial basis function) artificial neural network is developed for multi-degree of freedom systems. By means of measured dynamic responses of the hydraulic generator at Fengman Hydropower Plant, the identification algorithm identifies the loading parameters which include the main frequencies, phase differences and amplitudes of vibrating forces. The artificial neural network is used to tackle an ill-posed problem of the parameter identification and to approximate nonlinear function relationship between the vibration responses of the hydraulic generator and model parameters. It is demonstrated that a well-trained artificial neural network reveals an extremely fast convergence and a high degree of accuracy in the parameter identification of hydraulic generator vibration.

Key words vibrating loads; parameter identification; neural network; system response; radial basis function