

文章编号: 1000-8055(2008)02-0293-06

一种识别单盘柔性转子不平衡的新方法

黄金平, 任兴民

(西北工业大学 振动工程研究所, 西安 710072)

摘 要: 基于柔性转子瞬态响应和反向传播神经网络理论, 提出了一种识别单盘柔性转子不平衡的新方法. 通过转子的理论模型建立识别转子不平衡方位角的 BP 神经网络, 在此基础上只需两次加速启动过程就可完成对转子不平衡的识别. 首先通过 BP 神经网络和第一次启动过程的瞬态响应数据, 识别出转子不平衡的方位角; 然后再通过一次加试重新启动过程, 利用瞬态挠度的幅值与不平衡大小之间的线性关系, 识别出不平衡的大小. 实验结果证明了该方法的有效性.

关 键 词: 航空、航天推进系统; 转子; 瞬态响应; BP 神经网络; 不平衡识别

中图分类号: TH113.1

文献标识码: A

A novel method of identifying the imbalance of flexible rotor with one disc

HUANG Jir ping, REN Xing-min

(Institute of Vibration Engineering,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Based on the transient response of a flexible rotor and the fundamental theory of back propagation (BP) neural network, a novel method for imbalance identification of flexible rotor with one disc was presented. A BP neural network identifying imbalance angle of rotor was established by using the theoretical model of the rotor, thus enabling imbalance identification of rotor through only two accelerations. Firstly, the imbalance angle was identified by BP neural network and the transient response of the first acceleration; secondly, the magnitude of the imbalance was acquired through a second acceleration using the linear relationship between the magnitude of transient flexibility and the imbalance. The experimental result verifies the effectiveness of this imbalance identification method.

Key words: aerospace propulsion system; rotors; transient response; back propagation (BP) neural network; imbalance identification

转子不平衡的识别是旋转机械故障诊断技术的重要组成部分, 也是平衡转子的前提和基础, 这个过程是一个典型的动力学反问题, 其实质就是建立一个从机组的振动信息到不平衡量的复杂的逆向非线性映射关系^[1-2]. 随着人工神经网络(Artificial neural network)技术的不断完善, 其强大的非线性映射能力和自适应学习的特点特别适合

解决这样一些动力学反问题^[3-5].

邱海^[1]等提出了一种基于人工神经网络的无试重转子动平衡方法, 针对人工神经网络的几个关键问题进行了讨论, 并提出了解决方法. 由于该平衡方法将不平衡作为矢量来处理, 即同时识别不平衡量的大小和方位, 操作起来需要的输入样本数据量庞大, 在一定程度上限制了该方法的实

收稿日期: 2007-01-04; 修订日期: 2007-04-09

作者简介: 黄金平(1977), 男, 陕西洛南人, 博士生, 主要从事机械振动、转子动力学的研究.

际应用. 针对这种情况, 本文将转子不平衡的识别过程分为两个步骤: 转子不平衡方位角的识别; 转子不平衡量大小的识别. 首先利用反向传播(BP)神经网络识别出转子不平衡量的方位角, 然后再通过转子的一次加试重重启过程, 利用响应幅值和不平衡大小的线性关系识别出转子不平衡的大小.

1 BP 神经网络原理

反向传播神经网络(Back propagation neural network 简称为BP 网络)是对非线性可微分函数进行权值训练的多层前向网络. 典型的BP 网络是3 层、前馈阶层网络, 即输入层、隐含层(中间层)、输出层, 如图1 所示. 其中 n 为输入层单元的个数, m 为中间层单元的个数、 p 为输出层单元的个数. x_n 为输入层矢量, y_p 为输出层矢量. 通过输入信息的正向传播和误差的反向传播, BP 网络可以实现从输入到输出的任意非线性映射^[56].

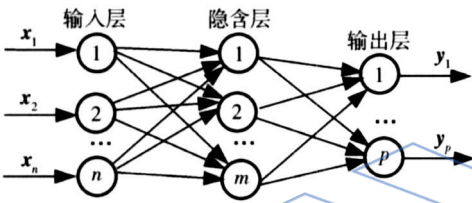


图 1 3 层BP 神经网络模型
Fig. 1 A three layered BP neural network

为了精确地识别单盘柔性转子不平衡的方位角, 本文将构造一3 层BP 神经网络. 其输入为转子瞬态不平衡响应的特征量, 输出为转子不平衡的方位角. 输入层和输出层神经元均采用线性传递函数, 隐含层神经元采用S 型函数.

2 单盘柔性转子瞬态响应规律

以Jeffcott 转子为研究模型, 如图2 所示. 建立其瞬态运动微分方程^[7], 取转子的各项参数如下: 轴的直径1.7 cm, 跨长52 cm, 盘的直径12 cm, 厚5 cm, 轴和盘的材料密度为 $\rho=7.8\times10^3$ kg/m³, 弹性模量 $E=2.1\times10^{11}$ Pa, 盘处的等效阻尼为 $c=100$ kg/s. 用四阶Runge-kutta 积分方法求解转子系统的瞬态响应, 图3 为转子的加速度为 $a=25$ rad/s² 时其瞬态响应图, 图4 为图3 中虚线框内的放大结果. 其中, r 为特征盘处的瞬态动挠度, ϕ 为转子的自转角速度, ψ 为进动角速度. 图4 中 t_1 表示动挠度极小值所对应的时刻, t_0 表示 t_1 前面紧邻的键相信号所对应的时刻.

通过对瞬态响应的分析, 可以得出单盘柔性

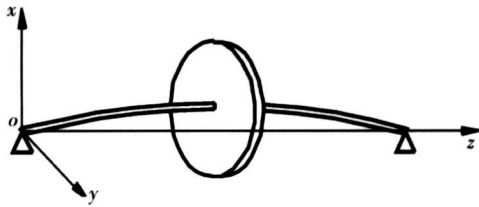


图 2 Jeffcott 转子示意图
Fig. 2 Schematic of a Jeffcott rotor

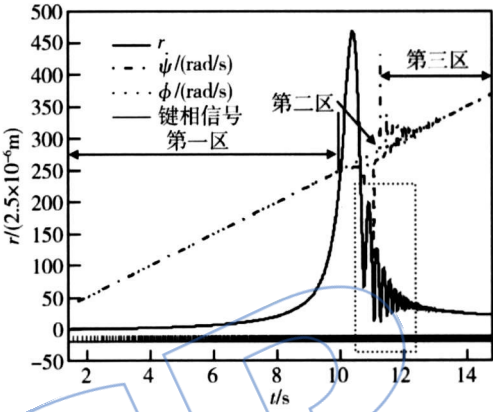


图 3 特征盘处的瞬态响应图
Fig. 3 Transient response diagram of the disc

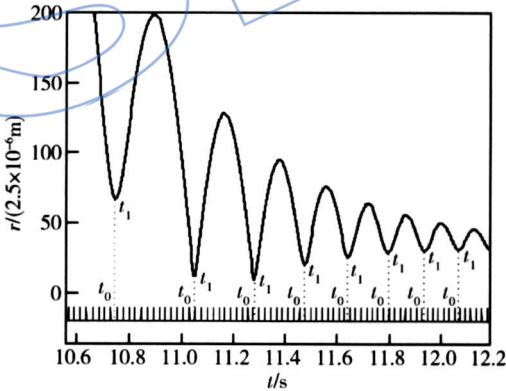


图 4 图 3 的局部放大
Fig. 4 Partial magnified result of Fig. 3

- 转子瞬态响应的一些规律:
- (1) 当转子加速启动时, 特征盘处的动挠度随着转速的增加而逐渐增大, 在临界转速附近达到最大值, 而后出现有规律的波动.
 - (2) 转子的进动角速度 ψ 始终围绕自转角速度 ϕ 波动, 这种波动随着动挠度波动的出现表现得更加剧烈; 当动挠度波动趋于平稳时, 进动角速度 ψ 的波动也变得很微弱.
 - (3) 根据转子进动角速度和自转角速度的这种波动关系, 可以将转子的进动角速度分成三个区(如图3). 本篇文章重点对进动角速度第二、三区内的转子的瞬态响应特性进行研究.

(4) 转子启动时的加速度越小, 转子经过临界转速后其动挠度的波动越不明显. 为了利用转子动挠度波动时的信息来识别转子不平衡方位角, 有必要保证转子的启动加速度尽可能的大.

转子的这些瞬态响应规律为我们识别转子的不平衡量提供了丰富的信息.

3 单盘柔性转子不平衡的识别

3.1 单盘转子不平衡方位角的识别

通过前面的分析可以知道, 转子不平衡量所在的方位角与转子运行时的自转角、进动角的变化有内在的定量关系. 如果将动挠度 r 波动的每一个极小值所对应的时间记为 t_1 , t_1 前面紧邻的键相信号对应的时间记为 t_0 (如图 4 所示), 同时将 t_1 时刻对应的转子系统的自转角、进动角分别记为 ϕ_1 和 ϕ_1 , 将 t_0 时刻对应的转子系统的自转角、进动角分别记为 ϕ_0 和 ϕ_0 , 那么和每一个时间对 (t_0, t_1) 相对应的就会有 4 个角度值 $(\phi_0, \phi_0, \phi_1, \phi_1)$. 本文的主要工作就是通过 BP 神经网络建立 4 个角度 $(\phi_0, \phi_0, \phi_1, \phi_1)$ 与转子不平衡方位角 γ 之间的关系, 通过这种关系来识别出实际的 γ 值, 为此采用 4-9-1 型的网络结构, 即网络的输入层、隐含层、输出层神经元的数目分别为 4 个、9 个和 1 个.

具体操作时, 首先建立转子系统的数学模型. 实际转子是一个质量连续分布的弹性系统, 具有无穷多个自由度. 在建模过程中, 经常是把转子简化为具有若干个集总质量的多自由度系统. 在转子系统各部分的质量、尺寸数据精确的情况下, 轴承的支承刚度和阻尼是建立转子系统模型的关键, 在很大程度上影响着转子模型的精确性. 关于轴承刚度和阻尼的精确识别, 本文按照 Shafel^[8] 提出的方法, 首先对轴承刚度和阻尼给定一组预估值, 在此基础上计算模型转子的临界转速、稳态不平衡响应、瞬态不平衡响应, 并和实测值相比较, 然后对预估的刚度值和阻尼值进行反复修正, 从而求得轴承参数.

在转子系统数学模型建立后, 保持转子不平衡量大小不变, 仿真转子在不同不平衡量方位角下的瞬态响应, 从而构造神经网络的学习样本集, 然后将样本集输入到神经网络进行训练, 建立输入参数 $(\phi_0, \phi_0, \phi_1, \phi_1)$ 和转子不平衡量方位角 γ 之间的映射关系, 得到用于转子不平衡量方位角识别的神经网络, 将实际待识别的不平衡转子的特征量(4 个角度值) 输入到训练好的神经网络,

就可得出转子的不平衡量方位角.

3.2 单盘转子不平衡大小的识别

在识别出转子不平衡方位角后, 在不平衡所在方向或其相反的方向上加试重, 利用转子瞬态动挠度的幅值与不平衡量大小之间的线性关系, 有

$$\frac{r_1}{U_1} = \frac{r_2}{U_2} \tag{1}$$

其中 U_1 和 r_1 分别为转子初始不平衡量大小及转子在初始不平衡量下的响应幅值, U_2 和 r_2 分别为加试重后转子不平衡量的大小及对应的转子不平衡响应的幅值. 通过式 (1) 即可确定出转子不平衡量的大小.

4 实验分析

4.1 实验转子系统

本实验是在 Bently 公司的 RK4 转子实验台 (如图 5) 上完成的. 转子的特征盘为一带 16 孔的等厚度的钢盘, 每个孔中心到盘心的距离都为 3 cm. 16 个孔一方面用来设定转子的初始不平衡, 另一方面用来在平衡转子时加试重. 转子系统配套的带有从 0.1 g 到 2 g 等多个重量不等的平衡螺钉. 此转子系统的理论模型如图 6 所示. 其相应的参数为: 盘和轴的密度 $\rho=7.73\times10^3\text{ kg/m}^3$, 弹性模量 $E=2.1\times10^{11}\text{ Pa}$, 轴直径 $d=10\text{ mm}$, 两支承之间的跨距 $L=54\text{ cm}$, 轴的两个外伸端长度同为 $l=10\text{ mm}$, 盘的直径 $D=74\text{ mm}$, 厚度 $h=25\text{ mm}$. 按照 Shafel^[8] 提出的方法求得两端轴承的刚度系数 $k_x=k_y=7.25\times10^5\text{ N/m}$, 阻尼系数 $c_x=c_y=200\text{ kg/s}$.

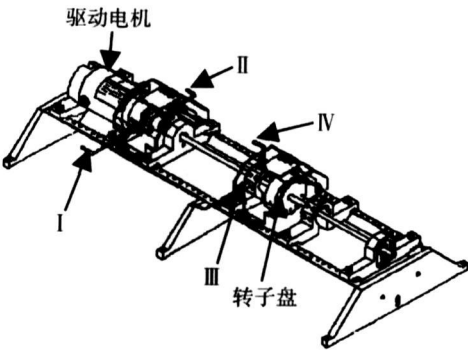


图 5 实验用的 RK4 转子实验台
Fig. 5 Experimental rotor rig

4.2 BP 神经网络的训练和测试

利用传递矩阵法^[7] 建立实验转子系统的运动方程, 通过对运动方程的求解得到训练神经网络所需要的数据. 在仿真过程中, 保持不平衡量的大

小 $3\text{ g}\cdot\text{cm}$ 不变, 得到 24 组不同不平衡量方位角 γ 下动挠度波动的第 5 个极小值所对应的角度 $(\phi_0, \phi_0, \phi_1, \phi_1)$, 然后将 $(\phi_0, \phi_0, \phi_1, \phi_1)$ 作为输入量, γ 作为输出量, 对网络进行训练, 训练数据如表 1 所示. 训练过程的误差曲线如图 7 所示.

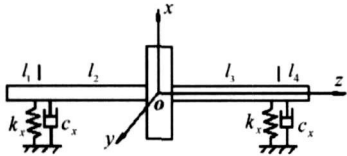


图 6 实验转子理论模型

Fig. 6 Theoretical model of the test rotor

通过图 7 可以看出, 当迭代 627 次后, 网络的输出误差小于期望的误差值 10^{-6} . 为了验证该 BP 网络的有效性和稳定性, 在 $[0, 2\pi]$ 上均匀地取 10 个角度值作为不平衡的方位角对网络进行测试, 测

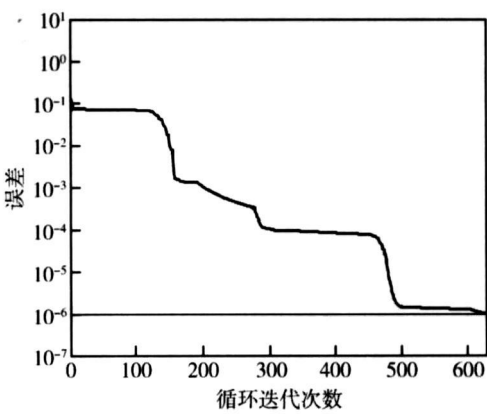


图 7 BP 神经网络训练过程的误差曲线

Fig. 7 Curve of training error

试结果如表 2 所示. 通过网络的训练和测试结果可以看出, 所建立的 BP 神经网络具有足够的精度, 完全满足转子不平衡方位角识别的需求.

表 1 网络训练数据

Table 1 Training data of the BP neural network

编号	网络输入/ rad				网络输出/ rad
	ϕ_0	ϕ_0	ϕ_1	ϕ_1	
1	376.994 690	367.492 159	377.929 350	368.550 986	0
2	377.256 490	367.753 959	378.191 149	368.812 785	0 261 8
3	377.518 289	368.015 758	378.452 949	369.074 585	0 523 6
4	377.780 089	368.277 557	378.714 748	369.336 384	0 785 4
5	378.041 888	368.539 357	378.976 547	369.598 183	1 047 2
6	378.303 687	368.801 156	379.238 347	369.859 983	1 309 0
7	378.565 487	369.062 956	379.500 146	370.121 782	1 570 8
8	378.827 286	369.324 755	379.761 946	370.383 581	1 832 6
9	379.089 086	369.586 554	380.023 745	370.645 381	2 094 4
10	379.350 885	369.848 354	380.285 544	370.907 180	2 356 2
11	379.612 684	370.110 153	380.547 344	371.168 980	2 618 0
12	379.874 484	370.371 952	380.809 143	371.430 779	2 879 8
13	380.136 283	367.492 159	381.070 943	368.550 986	3 141 6
14	380.398 082	367.753 959	381.332 742	368.812 785	3 403 4
15	380.659 882	368.015 758	381.594 541	369.074 585	3 665 2
16	380.921 681	368.277 557	381.856 341	369.336 384	3 927 0
17	381.183 481	368.539 357	382.118 140	369.598 183	4 188 8
18	381.445 280	368.801 156	382.379 939	369.859 983	4 450 6
19	381.707 079	369.062 956	382.641 739	370.121 782	4 712 4
20	381.968 879	369.324 755	382.903 538	370.383 581	4 974 2
21	382.230 678	369.586 554	383.165 338	370.645 381	5 236 0
22	382.492 478	369.848 354	383.427 137	370.907 180	5 497 8
23	382.754 277	370.110 153	383.688 936	371.168 980	5 759 6
24	383.016 076	370.371 952	383.950 736	371.430 779	6 021 4

迭代次数 $n = 627$, 学习率 $\alpha_w = \alpha_b = 0.15$, 动量系数 $\beta_w = \beta_b = 0.6$.

表2 网络测试结果

Table 2 Testing results of the BP network

实际的不平衡 方位角/rad	网络输入/rad				网络输出/rad	误差/ %
	ϕ_0	ϕ_0	ϕ_1	ϕ_1		
0	376.994 690	367.492 159	377.929 350	368.550 986	0.002 153	—
$\pi/5$	377.623 009	368.120 478	378.557 668	369.179 304	0.627 752	0.090
$2\pi/5$	378.251 327	368.748 796	379.185 987	369.807 623	1.255 701	0.074
$3\pi/5$	378.879 646	369.377 115	379.814 305	370.435 941	1.884 121	0.044
$4\pi/5$	379.507 965	370.005 433	380.442 624	371.064 260	2.513 868	0.024
π	380.136 283	367.492 159	381.070 943	368.550 986	3.140 296	0.041
$6\pi/5$	380.764 602	368.120 478	381.699 261	369.179 304	3.769 731	0.005
$7\pi/5$	381.392 920	368.748 796	382.327 580	369.807 623	4.399 370	0.026
$8\pi/5$	382.021 239	369.377 115	382.955 898	370.435 941	5.027 347	0.015
$9\pi/5$	382.649 557	370.005 433	383.584 217	371.064 260	5.654 626	0.004

4.3 实验结果

将实验过程中采集到的 x 和 y 方向的振动位移数据进行合成, 得到挠度响应信号 $r = \sqrt{x^2 + y^2}$, 如图 8 所示, 为了便于去掉各种外界干扰信号的影响, 需要对原始的动挠度信号进行低通滤波, 采用阶数 $N = 100$, 截至频率 $\omega_c = 50$ Hz 的低通 FIR 滤波器对原始挠度响应信号进行滤波, 得到如图 9 所示的信号, 图 9 中的脉冲为键相信号.

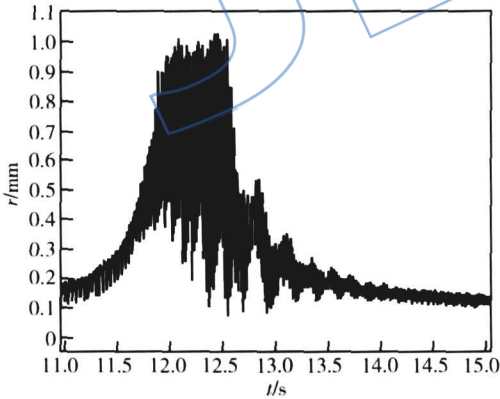


图8 实测的挠度变化图

Fig.8 Measured deflection diagram

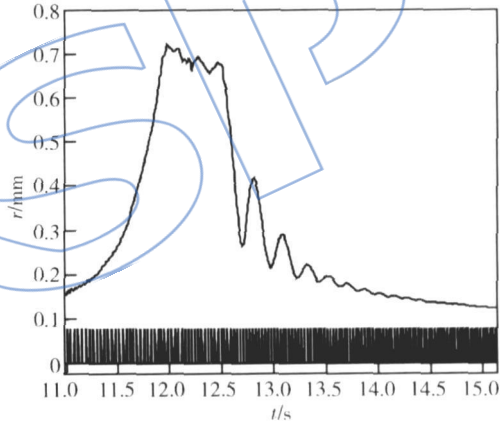


图9 低通滤波后的挠度变化图

Fig.9 Deflection diagram after low band filtration

在图 9 中, 取动挠度波动的第 5 个极小值和其前面相邻的键相信号对应的自转角、进动角(4 个量) 带入到前面训练好的神经网络中, 输出结果就是转子不平衡量偏心方位. 实验过程中在同一加速度下改变偏心方位, 识别出的结果如表 3 所示. 表 4 为加一次试重后识别出的不平衡的大小和实际值的比较. 由表 3 和表 4 可以看出, 不平衡的方位角和大小的识别精度都比较高, 说明了本文提出的不平衡识别方法是有效的.

表3 不平衡量方位角的识别结果

Table 3 Identified results of the unbalancing angles

初始不平衡方位角/ rad	$\pi/4$	$\pi/2$	$5\pi/8$	$3\pi/4$	$5\pi/4$	$3\pi/2$	$13\pi/8$	$7\pi/4$
BP 网络识别结果/ rad	0.784 7	1.569 2	1.963 4	2.355 8	3.927 9	4.713 3	5.105 8	5.497 1
误差/ %	0.084	0.100	0.057	0.018	0.024	0.020	0.014	0.012

表 4 不平衡量大小的识别结果

Table 4 Identified results of the unbalancing magnitude

初始不平衡量大小/(g·cm)	0.3	0.6	0.6	1.2	2.4	3.0	4.8	6.0
试重大小/(g·cm)	0.3	0.6	1.2	− 2.4	− 3.0	− 3.6	− 6.0	− 4.8
识别结果/(g·cm)	0.319 6	0.628 6	0.607 7	1.174 0	2.380	2.968	4.619 5	5.908 2
误差/%	6.53	4.77	1.28	2.17	0.83	1.07	3.76	1.53

5 结 论

本文基于 BP 神经网络的模式识别和函数逼近理论提出了一种识别单盘转子不平衡的新方法,并通过实验验证了该方法的有效性.该不平衡量识别方法启机次数少,识别精度高,有一定的工程应用价值.

参考文献:

[1] 邱海,屈梁生,张海军,等.神经网络在转子动平衡中应用的几个关键问题[J].机械工程学报,2001,37(1):88-91.
QIU Hai, QU Liangsheng, ZHANG Haijun, et al. Some key problems of the neural network applied in rotor balancing[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2001, 37(1): 88-91.

[2] SUN Shouqun, ZHAO Sanxing, ZHANG Wei. A study on turbo rotor multifault diagnosis based on a neural network[J]. International Journal of Plant Engineering and Management, 2003, 8(2): 80-87.

[3] Vyas N S, Satishkumar D. Artificial neural network design for fault identification in a rotor-bearing system[J]. Mechanism and Machine Theory, 2001, 36(2): 157-175.

[4] Kowalski C T, Orłowska-Kowalska T. Neural networks application for induction motor faults diagnosis[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2003, 63(3-5): 435-448.

[5] Hagan M T, Demuth H B, Beale M. Neural network design[M]. Beijing: China Machine Press, 2002.

[6] Kalkat M, Yildirim S, Uzmay I. Design of artificial neural networks for rotor dynamics analysis of rotating machine systems[J]. Mechatronics, 2005, 15(5): 573-588.

[7] 顾家柳,丁奎元,刘启洲,等.转子动力学[M].北京:国防工业出版社,1985.
GU Jialiu, DING Kuiyuan, LIU Qizhou, et al. Rotordynamics[M]. Beijing: National Defence Press, 1985.

[8] El-Shafei A, El-Kabbany A S, Younan A A. Rotor balancing without trial weights[J]. ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2004, 126: 604-609.