

基于 ARMA 及神经网络的汽轮机 振动故障诊断研究

梁 平¹, 龙新峰², 吴庚申¹

(1. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640; 2 华南理工大学 化工与能源学院, 广东 广州 510640)

摘 要:根据 Bently 实验台所采集的碰摩、松动、不对中、不平衡 4 种典型的汽轮机转子振动故障水平方向与垂直方向的数据所建立的汽轮机转子振动故障序列自回归滑动平均 (ARMA) 模型, 由 ARMA 模型参数计算自谱函数值, 建立汽轮机转子振动故障时间序列的自谱函数图谱。对不同类故障所建立 ARMA 模型的自谱函数图谱分析表明: 故障征兆信息较明显, 有较好的故障区分度。另外由于 ARMA 模型的特征向量浓缩了原时间序列信号的全部信息, 对 ARMA 模型的特征向量参数利用多节点输入双隐层 BP 神经网络完成 p 维欧氏空间到二维欧氏空间的非线性映射, 对汽轮机转子振动故障状态进行诊断。诊断结果表明: 对应故障类型的 ARMA 模型样本通过训练后的神经网络在二维欧氏空间中能较好地对待故障进行分类, 同类故障的检验样本与目标函数值在欧氏空间具有最小距离, 表明基于 ARMA 模型的二维欧氏空间双隐层神经网络故障诊断方法有较高的故障辨识能力。

关 键 词:汽轮机转子振动; 故障诊断; 时间序列; 自谱函数; 神经网络

中图分类号: TK263. 6; O211. 61 文献标识码: A

1 汽轮机转子振幅时间序列 ARMA 模型

汽轮机转子振动是反映系统整体及其变化规律的主要信号, 蕴含着丰富的故障征兆信息, 如何准确、全面地提取征兆信息对故障类型的确定及故障发展趋势预测具有十分重要的意义^[1~3]。

汽轮机转子振动故障振幅序列为含有趋势项及周期项的非平稳随机序列, 可由时间序列的经典分解式表示:

$$X_t = m_t + s_t + Y_t \quad (1)$$

其中: m_t —缓慢变化的趋势项; s_t —已知周期为 d 的函数, 称为周期项; Y_t —平稳随机噪声项。时间序列 ARMA 方法是最成熟的统计学分析方法之一, 用 ARMA 方法可以通过有限的样本数据拟合具有一定

精度的时间序列数学模型。但 ARMA 方法仅适用于零均值的平稳随机序列, 因此在建立时间序列 ARMA 模型之前必须对动态数据进行必要的预处理, 即剔除趋势项与周期项, 并对剔除趋势项与周期项的噪声项的基本统计特征进行检验, 以确保所建立的时间序列 ARMA 模型的可靠性和置信度, 满足一定的精度要求。

文献[4]根据 Bently 实验台所采集的 4 种典型汽轮机转子振动故障水平方向与垂直方向的数据, 采用文献[5]所提出的 S1 法剔除趋势项及周期项, 对所余的随机平稳噪声项进行平稳性检验, 如仍不能满足时间序列建立 ARMA 模型的条件, 则根据文献[4]中的 S3 法, 反复作用差分算子 ∇ , 直到作用后的序列可用一平稳过程的模型拟合, 以确保所建立汽轮机转子振动故障序列满足工程精度要求。对于随机噪声项趋近于零均值的平稳时间序列, 则可用下面的 ARMA (p, q) 模型来描述:

$$y_t + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

其中: p, q —自回归部分和滑动平均部分的阶数; ϕ_i ($i=1, 2, \dots, p$)、 θ_j ($j=1, 2, \dots, q$)—自回归系数和滑动平均系数; $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$, $t=1, 2, \dots$, 一白噪声序列。故 ARMA (p, q) 模型有 $q+p+1$ 个未知参数。要确定这些未知参数, 首先要确定模型的阶次, 即 p 和 q 值。辨识模型阶数有多种准则。其中 AIC (A-Information Criterion) 准则得到广泛应用, 称为最小信息准则。所谓 AIC 准则就是当欲从一组可供选择的模型中选择一个最佳模型时, 选取 AIC 为最小所对应的模型是适宜的。根据 AIC 准则确定的阶次, 可用 Matlab 的 System Identification Toolbox 工具箱确定模型的未知参数 ϕ_i ($i=1, 2, \dots, p$)、 θ_j ($j=1, 2, \dots, q$) 及 $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$ 。至此, 可对随机噪声项建立如下

的 ARMA(p, q)模型^[6-7]:

$$y(t) = -\sum_{i=1}^p \phi_k \circ y(t-i) + \sum_{j=1}^q \theta_j \circ \alpha(t-j) + \alpha(t) \quad (3)$$

因此对应式(1)的汽轮机转子振动故障序列预测模型:

$$X_t = \frac{1}{g} \sum_{i=1}^g (x_{j,k} - m_j) + \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d x_{j,k} - \sum_{i=1}^p \phi_k \circ y(t-i) + \sum_{j=1}^q \theta_j \circ \alpha(t-j) + \alpha(t) \quad (4)$$

其中, 第一项是趋势项, 第二项是周期项, 其余项为 ARMA(p, q)部分。由于式(4)综合考虑了时间序列的周期项、趋势项及随机噪声项特征, 因此具有较好的拟合精度和外推预测性能。

文献[4]根据 Bently 实验台所采集的 4 种典型汽轮机转子振动故障水平方向与垂直方向的幅值数据, 连续取 10~12 个周期的 200~220 个数据点, 对所取得动态数据进行预处理, 即剔除趋势项与周期项, 所余的随机噪声项一般近似为一个零均值平稳时间序列, 满足时间序列建立 ARMA 模型的条件。如果尚不能满足时间序列建立模型的条件, 可利用差分算子 ∇ 作用 1 或 2 次, 使随机噪声项尽可能趋近为零均值平稳时间序列。根据式(4)可建立典型汽轮机转子振动故障序列 ARMA 预测模型。计算结果表明所建立的 8 个 ARMA 模型预测的平均误差 μ 均小于 $0.55 \mu_m$, 确定性因子 r^2 均大于 0.991 5。文献[8]同样根据 Bently 实验台所采集的振动数据, 直接应用 BP 神经网络对振动序列预测, 其平均误差 μ 为 $1.068\ 297 \sim 1.389\ 088 \mu_m$, 确定性因子 r^2 为 $0.982\ 83 \sim 0.970\ 889$, 结果表明基于 ARMA 的振动序列预测精度明显优于直接对振动数据使用 BP 神经网络的预测精度, 具有较高的预测精度, 为进一步提取故障征兆信息及故障发展趋势预测提供了条件。

2 汽轮机转子振动 ARMA 模型自谱函数图谱

ARMA 模型的频域特性最主要是指系统的频率特性函数与动态数据的自谱函数, 前者表征 ARMA 模型所对应的系统在频域中的动态特性; 后者表征由这一系统所产生的动态数据(输出)在频域中的统计特性。通过 ARMA 模型频域特性的分析, 可以在频域内对系统的动态特性以及由这一系统所产生的动态数据的统计特性进行分析与研究。在时序方法中常称的“谱分析”, 很大程度上是指采用 ARMA 模型的自谱函数进行分析和研究。ARMA 模型的自谱函数分析是采用时序方法进行故障诊断的主要手段之一, 因此, ARMA 模型的频域特性, 特别是 ARMA 模型的自

谱函数(尤其是 AR 模型的自谱函数)不仅是时序的基础内容, 更重要的还是其工程应用的重要工具。

ARMA 模型的自谱函数是现代谱分析技术中应用最广泛的一种谱(功率谱密度函数), 也是 ARMA 模型最重要的特征之一, 和传统的周期图谱不同的是: ARMA 模型的自谱函数 $S_{xx}(\omega)$ 不是由观测数据直接得到的, 而是对观测数据建立 ARMA 模型, 再由 ARMA 模型参数计算得到的, 因此, 又称为 ARMA 模型谱。同样, 由 AR 与 MA 模型参数算得的自谱函数称为 AR 模型谱和 MA 模型谱, 简称 ARMA 谱、AR 谱与 MA 谱。在谱计算式中, ω 的范围为 $-\pi/\Delta \leq \omega \leq \pi/\Delta$, Δ 为采样时间间隔^[9]。

ARMA 自谱函数 $S_{xx}(\omega)$ 的计算式:

$$S_{xx}(\omega) = \sigma_a^2 \frac{|1 - \sum_{i=1}^q \theta_i e^{-i\omega\Delta}|^2}{|1 - \sum_{j=1}^p \phi_j e^{-i\omega j\Delta}|^2} \quad (5)$$

其中: i —虚部, 可以看出一旦获得了 ARMA 的参数 $\phi_i (i=1, 2, \dots, p)$, $\theta_j (j=1, 2, \dots, q)$ 与 σ_a^2 的估计值, 就可由此式计算出时间序列 $\{x_i\}$ 的 ARMA 谱。

根据文献[4]的计算数据, 4 种典型汽轮机转子振幅的 ARMA 模型自谱函数幅值图如图 1~图 4 所示。

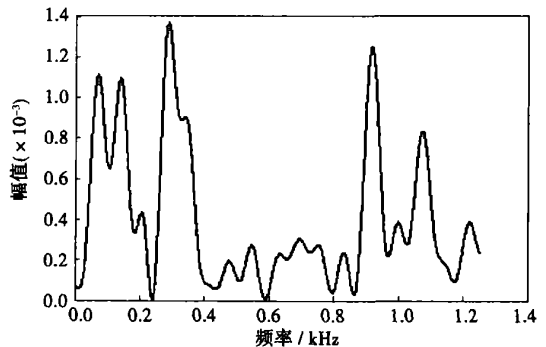


图 1 松动故障 ARMA 模型的自谱函数幅值图

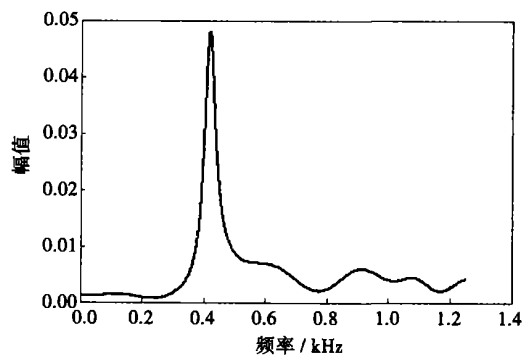


图 2 碰摩故障 ARMA 模型的自谱函数幅值图

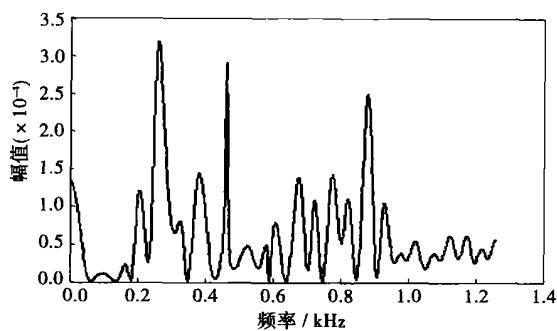


图3 不对中故障 ARMA 模型的自谱函数幅值图

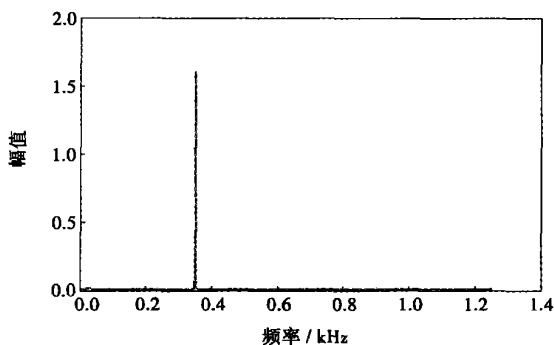


图4 不平衡故障 ARMA 模型的自谱函数幅值图

从 ARMA 模型的自谱函数图和表 1 可以看出各种故障在频域中的动态特性, 松动故障 ARMA 谱的自谱函数幅值较小, 主要分布在 0~400 Hz 之间; 碰摩故障 ARMA 谱的自谱函数幅值较大, 主要分布在 400~600 Hz 之间; 不平衡故障 ARMA 谱的自谱函数幅值最大, 主要分布在 200~400 Hz 之间; 不对中故障 ARMA 谱的自谱函数幅值最小, 主要分布在 200~400 Hz 和 800~1 000 Hz 之间, 故障征兆明显, 有良好的故障区分度。

表 1 ARMA 模型的自谱函数成份分析

| 故障征兆/ Hz | 故障类型 | | | |
|-------------|---------|---------|---------|---------|
| | 不平衡 | 不对中 | 碰摩 | 松动 |
| 0~200 | 0.134 7 | 0.080 2 | 0.034 1 | 0.244 2 |
| 200~400 | 0.743 3 | 0.298 8 | 0.118 2 | 0.247 9 |
| 400~600 | 0.027 5 | 0.109 5 | 0.464 6 | 0.051 6 |
| 600~800 | 0.023 1 | 0.175 3 | 0.121 6 | 0.087 0 |
| 800~1000 | 0.027 0 | 0.199 7 | 0.135 9 | 0.180 4 |
| 1 000~1 256 | 0.044 2 | 0.136 1 | 0.125 3 | 0.188 6 |

3 基于 ARMA 模型的二维双隐层神经网络的故障诊断

由于时序模型的特征系数 $\phi_i (i=1, 2, \dots, p)$ 和 $\theta_j = (1, 2, \dots, q)$ 浓缩了原时间序列信号的全部信息, 因而可以通过对其特征系数的研究达到汽轮机转子振动各类状态诊断和识别的目的。而将振动信号转化为时序模型的特征参数, 减小了输入欧氏空间的维数。然后利用多节点输入双隐层 BP 神经网络完成 $p (p \geq 2, \text{本文 } p=92)$ 维欧氏空间到二维欧氏空间的非线性映射, 从而达到对汽轮机转子振动轴承故障状态进行诊断的目的^[1]。

基于 ARMA 模型的二维欧氏空间双隐层神经网络的故障诊断方法, 先人为设定各种类型的故障目标函数值, 根据所设定的各种类型的故障目标函数值, 取两个同类故障的 ARMA 特征向量作为训练多节点输入双隐层 BP 神经网络的样本, 进行训练, 再取一个同类故障的 ARMA 特征向量作为检验样本, 进行故障识别和诊断。

利用 ARMA 模型参数及模型特征对故障诊断属于模式识别, 就是识别所指定样本与哪一个标准样本相同或接近。换句话说就是先把标准样本分为若干类, 再判定指定的待定样本属于哪种类型, 即得知多节点输入双隐层的 BP 神经网络有良好的对任意形状进行分类能力, 所以可以利用多输入双隐层的 BP 神经网络对 ARMA 模型所包含的故障特征提取进而分类, 从而实现故障诊断。

首先对采集到的 4 种故障的振动信号经过去除趋势项的预处理, 然后在时域中用时间序列方法建立 ARMA 模型, 得到 ARMA 模型的特征向量, 这样由于每种故障的 ARMA 模型的阶数不同, 而网络的样本输入需要一次以矩阵方式输入, 故选取最大阶数作为矩阵的行列数, 对于阶数小的模型用“0”代替空位作为输入, 由于 ARMA 模型参数是在区间(-2, 2)的数, 故无需进行归一化处理。

训练 BP 神经网络的输入样本如表 2 所示。将这些特征向量作为训练网络的输入样本, 因为故障类型是 4 种, 故设定网络目标输出为二维向量, 分别为: (0, 0) 初始; (1, 0) 不对中; (0, 1) 不平衡; (-1, 0) 碰摩; (0, -1) 松动。在二维笛卡儿坐标里面这些故障均匀分布, 而且输出在 (-1, 1) 之间, 比较符合网络的实际输出量。

对于神经单元数的设定, 可用经验公式确定神经单元数的待定初始值, 再进行试算, 找出最佳的神经单元数作为神经网络的隐层单元个数。其训练误差曲线如图 5 所示, 用检验样本通过训练后的神经网络仿真检验的结果如图 6 所示。

表 2 多输入双隐层 BP 神经网络的 ARMA 特征向量训练输入样本

| ARMA 系数 | 4 种故障 9 组 ARMA 模型参数 | | | | | | | | |
|---------------|---------------------|---------|---------|-------|---------|---------|---------|----------|---------|
| | 初始 | 不对中 | 不平衡 | 碰摩 | 松动 | 不对中 | 不平衡 | 碰摩 | 松动 |
| $\phi(1)$ | 0.001 01 | 0.001 8 | 0.001 2 | 0.001 | 0.000 9 | 0.000 9 | 0.000 9 | 0.001 13 | 0.001 |
| $\phi(2)$ | -1.093 6 | -0.731 | -1.484 | -0.66 | -1.316 | -1.132 | -0.436 | -3.401 | 0.445 6 |
| $\phi(3)$ | 0.517 02 | 0.941 4 | 0.944 8 | -0.17 | 1.35 | -0.481 | -0.242 | 4.165 | 0.146 6 |
| $\phi(4)$ | 0.405 38 | -0.553 | -0.586 | 0.228 | -1.182 | 0.441 6 | 0.257 9 | -1.559 | -0.05 |
| $\phi(5)$ | -0.718 9 | 0.757 2 | 0.297 | 0.438 | 1.654 | 0.729 5 | 0.406 2 | -0.642 1 | 0.980 8 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| $\phi(57)$ | -0.123 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.183 | 0 | 0 |
| $\phi(58)$ | 0.001 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.108 9 | 0 | 0 |
| $\phi(59)$ | 0.038 93 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.039 | 0 | 0 |
| $\phi(60)$ | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.252 | 0 | 0 |
| $\varphi(2)$ | -0.873 6 | 0.070 2 | -1.134 | 0.069 | -1.05 | -0.645 | -0.316 | -3.034 | 0.949 8 |
| $\varphi(3)$ | 0.375 33 | 0.947 5 | 0.777 7 | -0.15 | 1.081 | -0.685 | -0.073 | 3.384 | 0.776 6 |
| $\varphi(4)$ | 0.378 2 | 0.215 6 | -0.746 | 0.323 | -0.893 | -0.146 | 0.2441 | -1.422 | 0.337 6 |
| $\varphi(5)$ | -0.702 | 0.714 7 | 0.047 8 | 0.539 | 1.201 | 0.832 | 0.046 | 0.212 4 | 1.098 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| $\varphi(32)$ | -0.230 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| $\varphi(32)$ | -0.063 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| $\varphi(33)$ | 0.072 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

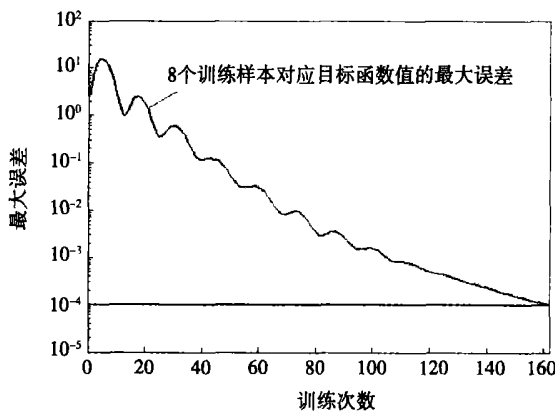


图 5 训练误差收敛曲线

可以看到训练网络次数在 162 次时, 8 个训练样本对应目标函数值最大误差达到 $9.869\ 97 \times 10^{-5}$, 小于预定的 10^{-4} , 于是停止网络训练。

图 6 中实心点是检验样本通过训练后的 BP 神经网络仿真的结果, 圆圈是训练样本通过训练后的多节点输入双隐层 BP 神经网络拟合的结果。各种故障的检验样本都有坐标值和标识, 如表 3 所示, 同类故障的检验样本与目标函数值在欧氏空间距离最小, 也就是最接近该故障对应的目标函数值。其中

不对中故障检验样本与不对中故障目标函数值欧氏空间的距离为 0.059 003 (最小), 松动故障检验样本与松动故障目标函数值欧氏空间的距离为 0.599 29 (最大)。表明基于 ARMA 模型的二维欧氏空间双隐层神经网络的故障诊断方法有较高的故障辨识能力, 为汽轮机转子振动故障征兆信息的提取及诊断提供了一种具有工程应用前景的新方法。

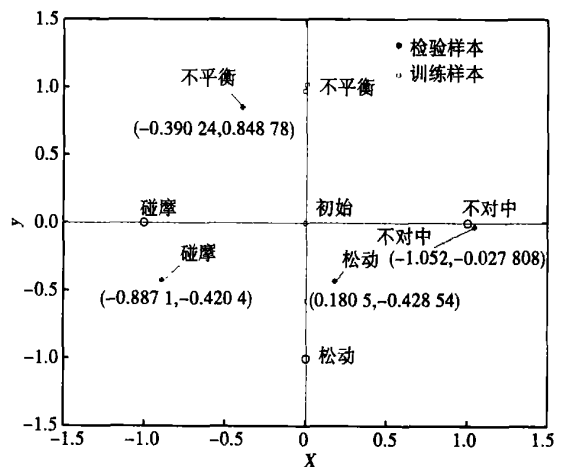


图 6 基于 ARMA 模型的双隐层神经网络的故障诊断二维欧氏空间的距离

表 3 基于 ARMA 模型的双隐层神经网络的故障诊断二维欧氏空间的距离

| 与设定故障的欧氏空间距离 | 不对中 (1, 0) | 不平衡 (0, 1) | 碰摩 (-1, 0) | 松动 (0, -1) |
|--------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| 不对中故障样本 | 0.059 003 | 1.470 8 | 2.052 2 | 1.432 5 |
| 不平衡故障样本 | 1.628 9 | 0.418 51 | 1.045 1 | 1.889 5 |
| 松动故障样本 | 0.924 79 | 1.439 9 | 1.255 9 | 0.599 29 |
| 碰摩故障样本 | 2.069 2 | 1.674 7 | 0.435 3 | 1.059 7 |

4 结 论

(1) 用 ARMA 模型的自谱函数分析了各种故障下振幅频域中的动态特性以及它们 ARMA 模型的自谱函数幅值分布, 提取征兆信息。从 ARMA 模型的自谱函数图可以看出各种故障在频域中的动态特性, 故障征兆较明显, 有较好的故障区分度。

(2) 基于 ARMA 模型的二维欧氏空间双隐层神经网络故障诊断方法减小了输入欧氏空间的维数, 将 $p(p \geq 2, \text{本文 } p=90)$ 维欧氏空间非线性映射到二维欧氏空间并浓缩了原振动时间序列信号的全部信息, 具有良好的故障分辨能力。故障诊断结果表明: 同类故障的检验样本与目标函数值在欧氏空间的距离最小, 也就是最接近该故障对应的目标函数值。基于 ARMA 模型的多输入双隐层 BP 神经网络的故障诊断方法有较高的故障辨识能力, 为汽轮机

转子振动故障征兆信息的提取及诊断提供了一种具有工程应用前景的新方法。

(3) 将 ARMA 模型的自谱函数图谱分析与基于 ARMA 模型的二维欧氏空间的神经网络故障诊断相结合将进一步提高故障识别能力。

(4) 由于汽轮机振动故障征兆有共有特征, 所以本文所提出的方法可应用于其它各种型号的汽轮机上, 进行振动故障诊断。

参考文献:

[1] 钟 掘. 机械系统状态监测与故障诊断的重要课题[J]. 世界科技研究与发展, 1996 18(6): 15-19.

[2] 郑健超. 电力前沿技术的现状和前景[J]. 中国电力, 1999, 32(10): 9-14.

[3] 李 勇. 汽轮发电机组故障预测模型分析比较及应用[J]. 东北电力学院学报, 1996 16(3): 36-42.

[4] 吴庚申, 梁 平. 基于 ARMA 的汽轮机转子振动故障序列的预测[J]. 华南理工大学学报 2005, 33(7): 67-73.

[5] BROCKWELL PETER J, DAVIS RICHARD A. Time series theory and methods[M]. Springer; Second Edition 2001.

[6] 张树京, 齐立心. 时间序列分析简明教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.

[7] 张海勇. 非平稳信号的一种 ARMA 模型分析方法[J]. 电子与信息学报, 2002, 24(7): 992-996.

[8] 戈志华. 旋转机械振动序列预测[J]. 武汉: 华北电力大学学报, 1998, 25(3): 75-80.

[9] 杨叔子. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1989.

(何静芳 编辑)

先进循环

燃气轮机回热、中间冷却和再热循环的可行性研究

《ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power》2004 年 7 月号讨论了改进燃气轮机装置性能的一种新方法。在该方法中, 分析研究了以简单循环或先进循环工作的现有燃气轮机, 把它们转换到回热、中间冷却和再热(ICRH)循环系统, 并改进它们的性能。

提供了综合和简单的设计方法, 以便将回热、中间冷却和再热循环技术应用到燃气轮机上。借助于广泛改变设计复杂性的程度, 在三台现有的燃气轮机(WR-21, GT-24, LM6000)上实现了所提议设计步骤的应用。

对于具有提议修改的这些现有的燃气轮机, 提供了计算的气动热力学性能并进行了比较, 不仅包括所讨论解析程序的实例计算, 还包括修改的燃气轮机压气机和涡轮部分的逐级分析。

研究表明, 三台改型的燃气轮机都具有更高的性能, 与原来值比较, 循环效率增加 9%—26%。与现有的 ICR WR-21 比较, ICRH WR-21 的循环效率和净输出功率分别增加 15% 和 23%, 即 ICRH WR-21 的效率和功率分别达到 47.3% 和 31 MW。

(吉桂明 供稿)

直接碳燃料电池技术研究进展分析= **An Analysis of Technical Research Advances in Direct Carbon Fuel Cell Technology**[刊, 汉]/ LI Chen, SHI Yi-xiang, CAI Ning-sheng (Education Ministry Key Laboratory on Thermodynamic Sciences and Power Engineering under the Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 1~5

Direct carbon fuel cells (DCFC) can directly transform the chemical energy inside a solid carbon fuel to electrical energy cleanly and efficiently. They are of major significance for rational utilization of coal, control of pollutants and reduction of CO₂ emissions. To date, several kinds of DCFC have been developed with fusible carbonate, fusible hydrate and solid oxide serving as an electrolyte. However, compared with other fuel cell technologies, the research on DCFC technology is still in its infancy. A survey of the development course of the DCFC technology and status quo of its research are given along with a classification of the DCFC now available. Analyzed and compared also are their working mechanism and performance features as well as CO₂ emissions reduction characteristics. Moreover, on the basis of summarizing various technically intractable problems, a forecast of the possible future development trend of the DCFC technology is also given. **Key words:** direct carbon fuel cell, fusible carbonate, fusible hydrate, solid oxide

基于 ARMA 及神经网络的汽轮机振动故障诊断研究= **A Study of Turbine Vibration-fault Diagnosis Based on an ARMA and a Neural Network**[刊, 汉]/ LIANG Ping, WU Geng-shen (College of Electric Power under the South China University of Science and Technology, Guangzhou, China, Post Code: 510640), LONG Xin-feng (College of Chemical Industry and Energy Sources under the South China University of Science and Technology, Guangzhou, China, Post Code: 510640)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 6~10

Based on an ARMA (auto-regression moving average) model for turbine rotor vibration-fault series, the authors have calculated the self-spectral functional values through the use of ARMA model parameters and established a self-spectral function atlas for turbine rotor vibration-fault time series. The model has been established by using the data of four typical turbine rotor vibration faults all acquired on a Bently test rig in both horizontal and vertical directions, namely, rubbing, loosening, misalignment and unbalance. An analysis of the above atlas of the ARMA model set up for different kinds of faults shows that the information featuring fault symptoms is relatively clear, displaying a comparatively good division between various fault zones. Moreover, as the eigenvectors of the ARMA model have concentrated all the information of the original time series signals, a non-linear mapping for the eigenvector parameters of the ARMA model from a p-dimensional Euclidean space to a two-dimensional one has been performed by using a multi-node input dual hidden-layer BP neural network in order to conduct a diagnosis of the status of a turbine rotor vibration fault. The diagnosis result indicates that the specimens of the ARMA model for a corresponding type of faults can relatively well classify the faults in a two-dimensional Euclidean space through the use of a neural network which has undergone a training. The inspection specimen for the same type of faults have kept a minimal distance from the target functional value in a Euclidean space. The foregoing shows that the ARMA model-based fault diagnostic method of a two-dimensional Euclidean space and dual hidden-layer neural network has a comparatively high ability to discriminate faults. **Key words:** turbine rotor vibration, fault diagnosis, time series, self-spectral function, neural network

汽轮机转子对中调整参数的数值分析方法= **A Numerical Analysis Method for Parameter Adjustment in the Alignment of Steam Turbine Rotors**[刊, 汉]/ RUI Xiao-ming, LI Lin, SUN Wei-guo (Education Ministry Key Laboratory on Condition Monitoring and Control of Power Plant Equipment, College of Energy and Power Engineering under the North China University of Electric Power, Beijing, China, Post Code: 102206)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 11~14, 20

Concerning the calculation of parameters involved in the alignment of a shafting in a rotor system during the overhaul and installation of a steam turbine, the authors have presented an optimized adjustment scheme to minimize both the number of bearing bushes to be aligned and the adjustment work load and have also established a model for analyzing relevant regulation relations. A numerical analysis method has been put forward based on a genetic algorithm and penalty function one, thus eliminating some limitations present when penalty-function optimum-seeking algorithm and genetic algorithm are