

Equipment Failure Prognostic Method Based on Nonlinear State Estimate Technique

Shuping Chang¹, Wen Zhu^{2*}, Yukun Lv²

¹Thermal Dynamic Technology Institute, Hebei Electric Power Research Institute, Shijiazhuang

²Department of Automation, North China Electric Power University, NCEPU, Baoding

Email: {hbdyycsp, zhuwen654299114}@163.com; luyukunf@126.com

Received: Sep. 6th, 2011; revised: Oct. 3rd, 2011; accepted: Oct. 24th, 2011.

Abstract: In the power plant per year's operation cost, the equipment maintains cost accounts for a great proportion. The equipment failure could cause enormous loss. If we could find out the signs of prognostic as early as possible, we can take effective measures to avoid the negative consequences. Alter the forced maintains into active ones, changing non-plan halt to planned halt. In this way, we can reduce the times of equipment failure to the least, prolong maintains intervals, decrease the time for maintains. So the expanse of maintains can be reduced, the property of equipment can be improved, and the cost of fuels also can be saved. Further more, the accountability and availability of the generators and the income of electricity sales can be raised up, which contributes to the less fines.

Keywords: Nonlinear State Estimate Technique; Prognostic; Failure

基于非线性状态估计技术的设备故障预警方法

常澍平¹, 朱雯^{2*}, 吕玉坤²

¹河北电力研究院, 石家庄

²华北电力大学, 保定

Email: {hbdyycsp, zhuwen654299114}@163.com; luyukunf@126.com

收稿日期: 2011年9月6日; 修回日期: 2011年10月3日; 录用日期: 2011年10月24日

摘要: 在电厂每年的运营成本中, 设备检修占很大比例, 设备故障给电厂造成的损失巨大。如果能够在设备故障形成的早期就发现征兆, 提前采取一定的措施, 避免故障的发生, 变被动检修为主动检修、非计划停机为计划停机, 就能够减少故障的发生, 使检修的间隔合理延长、检修的时间缩短, 这样, 不但能够降低检修费用, 提高设备性能, 节约燃料成本, 而且可以提高发电机组的可靠性、可用率和售电的收入, 减少发电考核造成的罚款。

关键词: 非线性状态估计技术; 预警; 故障

1. 引言

在现代化生产中, 生产过程的任何故障不仅直接影响产品的产量和质量, 而且还可能造成严重的设备和人身事故。长期的生产实践使人们认识到, 要使机组设备安全、可靠、有效地运行, 充分发挥其效益, 必须发展过程监测和故障诊断技术。

在电力工业部门, 随着我国国民经济的高速发展, 社会对电力能源的需求日益增加, 越来越多的大型发

电机组相继投运。机组容量不断增大, 运行参数越来越高, 自动化系统的规模越来越大。这一方面提高了系统的运行水平, 为生产带来了可观的经济效益, 另一方面, 影响系统运行的因素随之增多, 故障造成的损失随之增大。因而电力安全生产问题更加受到人们的重视, 对诊断系统的要求更加严格, 如提高灵敏度, 实现早期故障诊断, 实现故障预警, 提高诊断系统的推广性等等, 这样就需要研究更加有效的故障诊断方法, 故障诊断也成为现阶段过程控制的重要研究课题^[1]。

故障预警的基本思想是实时监测设备的运行状态, 计算并预测设备或系统的健康状态和剩余有用时间, 在设备发生真正的故障之前发出预警信息, 采取相应的措施。故障预警使维修从被动反应到主动预防, 再到事先预测和规划管理。故障预警技术在一定程度上代表了设备故障诊断方法和维修体系的发展方向^[2]。

神经网络模型技术也应用到故障预警之中, 但它没有能够对工业中的复杂状况监视应用产生显著的影响。神经网络模型是采用一种复杂的、多层的互相联系的网络分支、节点和函数来描述一系列输入和输出变量之间关系的“黑盒子”建模技术。神经网络模型中自由参数的数量由层数决定, 而层数由神经网络模型的开发者制定。一般来说, 任何指定显示问题的正确层数都是未知的, 这导致神经网络模型很容易成为次选方案。这导致的副产品是神经网络模型通常采用了过多的参数。这意味着神经网络模型拥有过多的自由度, 从而导致在优化阶段神经网络模型容易把训练数据中的噪声也加入到模型中。这导致神经网络模型过于接近实际运行数据, 从而导致掩盖故障指示, 并导致故障状态与正常运行状态无法区分开来。同时, 神经网络使用的是非决定性的训练算法。每次运行训练算法就会产生一个不同的解决方案。当网络的复杂性很高时, 为了得到一个合理的解决方案通常需要用用户对扭曲的参数进行多次迭代, 并重新运行训练算法。这个过程通常需要用户有非常高的技能。在集团级应用中, 这通常需要建 100 个甚至 1000 个模型。采用神经网络模型通常会极端费时费力, 并且从长期来说是很难维护的^[3]。

基于非线性状态估计技术能够应用到故障预警系统中, 就是因为它的实用性和它能够作为一个统一的建模器。训练模型只需要涉及简单的决定性的矩阵计算, 在几秒内完成。非线性状态估计技术没有对用来建模的数据的分布和线性度进行任何假设, 它是一种无参数的建模方法, 因此没有为模型假设任何函数。模型的目标是从多变量数据中排除正常变量。

2. 设备 NONLINEAR STATE ESTIMATE TECHNIQUE 建模与预测

2.1. 非线性状态估计建模原理

采用非线性状态估计(Nonlinear State Estimate

Technology)算法, 建立设备模型, 并利用该模型对设备进行预测。Nonlinear State Estimate Technology 是由 Singer 等提出的一种非参数建模方法, 目前在核电站传感器校验、设备监测、电子产品寿命预测等方面有成功的应用^[4]。

假设某一过程或设备共有 n 个相互关联的变量, 设在某一时刻 i , 观测到的 n 个变量记为观测向量, 即

$$\mathbf{X}(i) = [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_n]^T \quad (1)$$

过程记忆矩阵的构造是 Nonlinear State Estimate Technology 建模的第一个步骤。在该过程或设备正常工作的时段内, 在不同运行工况下(如低负荷, 高负荷等)采集 m 个历史观测向量, 组成过程记忆矩阵为

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}(1) & \mathbf{X}(2) & \cdots & \mathbf{X}(m) \\ x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(m) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(m) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n(1) & x_n(2) & \cdots & x_n(m) \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (2)$$

过程记忆矩阵中的每一列观测向量代表设备的一个正常工作状态。经过合理选择的过程记忆矩阵中的 m 个历史观测向量所张成的子空间(用 \mathbf{D} 代表)能够代表过程或设备正常运行的整个动态过程。因此, 过程记忆矩阵的构造实质就是对过程或设备正常运行特性的学习和记忆过程。

Nonlinear State Estimate Technology 的输入为某一时刻过程或设备的观测向量 \mathbf{X}_{obs} , 模型的输出为对该输入的预测向量 \mathbf{X}_{est} 。对任何一个输入观测向量 \mathbf{X}_{obs} , Nonlinear State Estimate Technology 生成一个 m 维的权值向量为

$$\mathbf{W} = [w_1 \quad w_2 \quad \cdots \quad w_m]^T \quad (3)$$

使得:

$$\mathbf{X}_{est} = \mathbf{D}\mathbf{W} = w_1 \cdot \mathbf{X}(1) + w_2 \cdot \mathbf{X}(2) + \cdots + w_m \cdot \mathbf{X}(m) \quad (4)$$

即 Nonlinear State Estimate Technology 模型的预测输出为过程记忆矩阵中 m 个观测向量的线性组合。权值向量 \mathbf{W} 采用以下方法确定。构造 Nonlinear State Estimate Technology 模型输入和输出预测向量的残差为

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{X}_{obs} - \mathbf{X}_{est} \quad (5)$$

对残差进行极小化, 求得权值向量 \mathbf{W} [11,14]为:

$$\mathbf{W} = (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{X}_{obs}) \quad (6)$$

式中 \otimes 为非线性运算符, 用来替代普通矩阵运算中的乘法运算。非线性运算符有多种选择, 本文选取为两向量间的 Euclidean 距离, 即

$$\otimes(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

该非线性运算符具有直观的物理意义, 当两向量相同或相似时, 距离为 0 或接近 0; 两向量差异越大, 其非线性运算的结果越大。式(6)中的权值向量 \mathbf{W} 反映了 Nonlinear State Estimate Technology 模型输入观测向量与过程记忆矩阵中各向量的相似性。该非线性运算符具有直观的物理意义, 当两向量相同或相似时, 距离为 0 或接近 0; 两向量差异越大, 其非线性运算的结果越大。式(6)中的权值向量 \mathbf{W} 反映了 Nonlinear State Estimate Technology 模型输入观测向量与过程记忆矩阵中各向量的相似性。

将式(6)代入式(4)中, Nonlinear State Estimate Technology 模型对过程或设备预测的最终结果为

$$\mathbf{X}_{est} = \mathbf{D} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{X}_{obs}) \quad (8)$$

当过程或设备工作正常时, Nonlinear State Estimate Technology 的新输入观测向量位于过程记忆矩阵所代表的正常工作空间内, 与 \mathbf{D} 矩阵中的某些历史观测向量距离较近, 相应其 Nonlinear State Estimate Technology 的预测值 \mathbf{X}_{est} 具有很高的精度。当过程或设备工作状态发生变化出现故障隐患时, 由于动态特性的改变, 输入观测向量将偏离正常工作空间, 通过 \mathbf{D} 矩阵中历史观测向量的组合无法构造其对应的精确预测值, 导致预测精度下降, 残差增大。

2.2. 设备 NONLINEAR STATE ESTIMATE TECHNIQUE 建模变量选取

建立 Nonlinear State Estimate Technology 模型, 需要确定观测向量中的建模变量, 即与各个设备有关的检测测点。由于不同设备选择的测点不同, 这里不一一列举。

2.3. 形成设备的相似度曲线和相似度基准线

通过 2.1 中的描述, 把实际值通过 Nonlinear State Estimate Technology 算法可产生模型的预测值, 把模型的预测值和实际值相比较生成模型的相似度值, 这个相似度值就是模型的预测值与实际值之间的距离值, 通过不断的产生相似度值而形成设备的相似度曲线^[5]。

假如在某段时间内, 生成残差为

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{GT} = \mathbf{X}_{obs} - \mathbf{X}_{est} \quad (9)$$

此时的 Nonlinear State Estimate Technology 模型预测残差序列为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{GT} = [\varepsilon_1 \quad \varepsilon_2 \quad \cdots \quad \varepsilon_N] \quad (10)$$

相似度值为:

$$V_{similarity} = \frac{|\mathbf{X}_{obs} - \boldsymbol{\varepsilon}_{GT}|}{|\mathbf{X}_{obs}|} \quad (11)$$

通过正常运行数据模型对设备正常状态的数据状态进行计算, 会得到正常状态的相似度值, 取正常状态的相似度值中的最小值就形成了相似度基准线。

3. NONLINEAR STATE ESTIMATE TECHNIQUE 方法应用

以大唐国际云冈热电有限公司采用的故障预警系统为例, 来进行说明该预警方法。该电厂分别对 1 号机组的发电机, 汽机本体, 汽机轴系系统, 1#送风机, 2#送风机, 1#引风机, 2#引风机, 1#一次风机, 2#一次风机, 1#磨煤机, 2#磨煤机, 1#锅炉给水泵, 2#锅炉给水泵, 1#空气冷凝器, 2#空气冷凝器, 1#空气预热器, 2#空气预热器设备进行了设备建模, 以下是以汽机本体为例进行的的简要说明。

采集到的测点有机组的主汽压力, 发电负荷, 有功功率, 抽汽压力, 抽汽温度, 轴承回油温度等 53 个测点。从 PI 数据库中读取了汽机本体在 2010 年 7 月和 2011 年 7 月一年的运行数据, 从中选取 20 天的正常运行工况下, 覆盖四季的数据作为训练样本^[6]。

图 1 显示汽机本体当前处于预警状态。图中显示汽机本体的相似度曲线为黄线, 并在绿色的预警基准线以下, 把鼠标放在相似度曲线上, 可以看到与该点有关的越限测点和关联测点, 用户就可以再次点击进入



Figure 1. Turbine proper similarity curve
图 1. 汽机本体相似度曲线



Figure 2. Turbine proper off-limit measuring points and association measuring points
图 2. 汽机本体的越限测点和关联测点

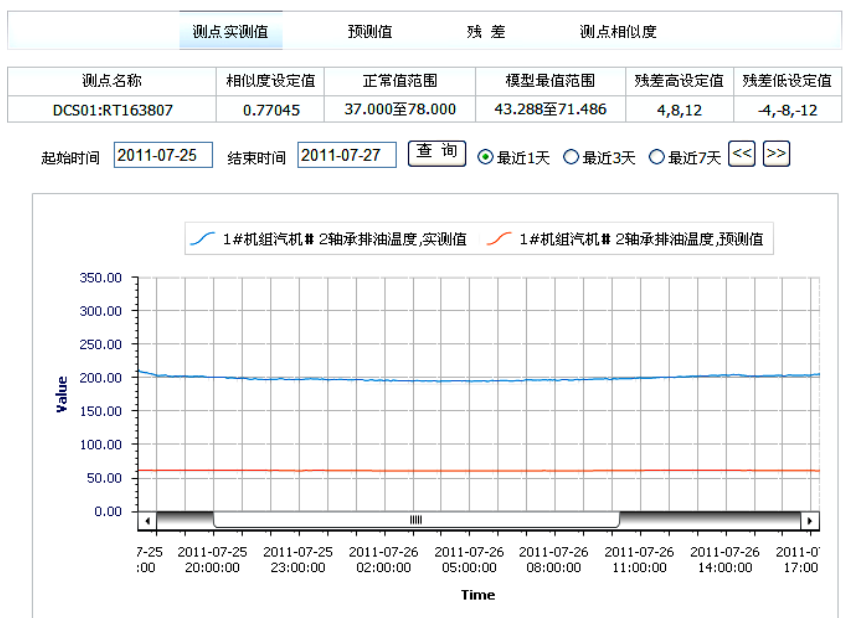


Figure 3. Turbine proper off-limit measuring points trend inquiry figure
图 3. 汽机本体的越限测点趋势查询图

入查看和管理各相关测点，如图 2 所示。

在图 2 中，工作人员可以对越限测点和关联测点进行查看和管理，消除预警。下图 3 为汽机本体的越限测点 1#机组#2 轴承排油温度测点的趋势查询。在这里显示的是该测点的实测值和预测值，同时，还可以在这个界面进行残差和测点相似度的查询。

4. 总结

基于 Nonlinear State Estimate Technology 的设备故障预警方法在电厂中得到了很好应用，并产生了预期效果。该预警方法可以监测到各个设备重要测点的工作状态，及时的发现设备存在的故障隐患。本文采用非线性状态估计理论，选择设备的相关的测点，建立设备的 Nonlinear State Estimate Technology 预测模型。当设备出现故障隐患时，相似度值偏离正常状态，

Nonlinear State Estimate Technology 模型预测的残差的分布特性发生改变。通过对大唐国际云冈热电有限公司 1#机组汽机本体的故障分析，这种方法能及时检测出设备工作状态的异常变化。

参考文献 (References)

- [1] 国家发改委. 火力发电厂厂级监控信息系统技术条件 DL/T924-2005 s3[M]. 北京: 中国电力出版社, 2005.
- [2] 张世峰, 范国伟. 热电厂故障监测与诊断系统设计[J]. 自动化与仪器仪表, 2002, 22(2): 19-21.
- [3] 陈兵. 电厂实时监控信息系统的设计与应用[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(8): 81-83.
- [4] 何新, 杨东. 火电厂厂级监控信息系统的设计和研究[J]. 电力设备, 2004, 5(10): 4-7.
- [5] J. W. Hines, D. R. Garvey. Nonparametric model-based prognostics. Las Vegas: Proceedings of Reliability and Maintainability Symposium, 2008: 469-474.
- [6] 北京中瑞泰科技有限公司. iEM 设备状态智能预警系统白皮书[M]. 北京: 北京中瑞泰科技有限公司, 2007.