

DOI: 10.3969/j.issn.1674-1951.2020.01.003

# 基于多元状态估计技术和相似性理论的 环保岛设备劣化预警方法

Prognostic method for SRS equipment deterioration based on multivariate  
state estimation technology and similarity theory

王永林,王云,纪万青,沈宪明,王桦

WANG Yonglin, WANG Yun, JI Wanqing, SHEN Xianming, WANG Hua

(中国华电科工集团有限公司, 北京 100070)

(China Huadian Engineering Corporation Limited, Beijing 100070, China)

**摘 要:** 环保岛关键设备安全高效运行是整个环保岛安全生产的保障。当设备出现劣化时提示生产现场开展设备状态检修,这样不但能够杜绝安全事故,更能节约设备维修费用。提出一种基于多元状态估计技术和相似性理论的环保岛设备劣化预警方法,通过多元状态估计技术建立设备的历史正常状态参数矩阵,应用相似性理论对相关系数进行非线性运算,从而得到设备参数当前状态对应的估计值,计算当下观测值与估计值之间的偏差,如果偏差大于预先设定的阈值,系统发出设备劣化信号,提醒运行人员注意,从而给设备状态检修提供依据。通过在某电厂浆液循环泵上的实际应用,结果表明:基于多元状态估计技术和相似性理论的环保岛设备劣化预警方法可满足浆液循环泵劣化监测需求。

**关键词:** 浆液循环泵; 多元状态估计技术; 相似性理论; 设备劣化预警; 环保岛

**中图分类号:** TK 402

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1674-1951(2020)01-0015-05

**Abstract:** The safe and high-efficiency operation of the key equipment in simultaneous removal of multi-pollutant system (SRS) is the guarantee for the whole system. When the equipment is deteriorating, there will be warning signal of on-site equipment state maintenance. This will not only prevent safety accidents, but also save cost in maintenance. A prognostic method for SRS equipment failure based on multivariate state estimation technique (MSET) and similarity theory is proposed. MSET is used to establish the historical parameter matrix of the equipment in normal state, and the similarity theory is used to perform a non-linear operation on the correlation coefficients to estimate the value corresponding to the current state. Comparing the deviation between the two values above, if the deviation is greater than the preset threshold, the system will send out the degradation signal to remind operators and provide basis for equipment state maintenance. Based on the practical application result of a slurry circulating pump in a power plant, the prognostic method for SRS equipment failure based on multivariate state estimation technology and similarity theory is proved to be feasible for slurry circulating pump deterioration monitoring.

**Keywords:** slurry circulating pump; multivariate state estimation technology; similarity theory; equipment deterioration prognostic; SRS

## 0 引言

为减少因环保岛设备劣化所带来的经济损失,对环保岛关键设备进行状态监测和状态检修是非常有必要的。环保岛关键设备包括浆液循环泵、氧化风机、球磨机、皮带机等,这些设备之间的系统作业

才能完成污染物的超净排放,设备之间的耦合性、系统之间的复杂性等都决定了这些设备安全、经济运行是至关重要的,任一设备出现劣化都会对电厂生产造成重大经济损失和社会影响。目前环保岛生产企业对这些设备的监测和维修还采用传统的定期维修策略,当设备出现劣化或故障时,通过降低火电厂出力甚至停机来解决因环保岛关键设备出现问题所带来的后果。如果能够通过故障诊断手段,对环保岛关键设备的状态参数进行监测和分析,来判断设

收稿日期: 2019-08-23; 修回日期: 2019-12-06

基金项目: 中国华电集团科技项目( CHDKJ19-01-31)

备是否存在异常,以及故障部位、劣化趋势来确定是否检修,这对环保岛安全、经济运行是非常必要的。

随着计算机科学技术的快速发展,数据挖掘与分析技术在各行各业都取得了傲人的成绩,甚至改变了人们的生活习惯。环保岛生产企业的运营人员希望能够在关键设备发生劣化前就能预先提示他们,不但能提前采取措施防止故障发生,避免不必要的经济损失,还能预先根据设备状态实施检修计划。如果能够通过设备的参数构建设备的数据模型,从而用于设备故障预警预测,这将是设备检修方面的一大进步。

近年来,多种设备劣化或故障预测技术大力发展,在多行业得以应用。在国外,通用电气( GE)、西门子( Siemens)、ABB、施耐德电气( Schneider Electric)等巨头近几年来投入大量财力、物力研究大数据在工业系统设备上的应用,尽管模型算法各异,但都取得了不菲的成绩。在国内,大批公司和学者投入了研究。文献[1]利用灰色理论进行趋势预测分析实现故障预警。文献[2]使用神经网络建立内燃机振动与缸压预警模型。文献[3]利用主元分析技术( PCA)建立预测模型。文献[4]利用神经网络建立了电站的送风机故障预测模型。文献[5]利用相似性理论建立发电厂设备的故障预警模型。文献[6-7]利用多元状态估计等技术建立了电厂风机状态监测模型。文献[8]利用多元状态估计等技术建立了核动力装置状态监测模型。文献[9]建立了旋转设备振动分析相似性模型。文献[10]利用模糊理论与神经网络技术建立了超临界机组设备故障诊断。文献[11]利用聚类与高斯混合算法等技术建立了电厂前置泵状态监测与预警模型。这些技术中有的通过趋势预测,有的通过提取关键特征值预测,这些方法在某些特定应用环境和设备上取得了不错的成果,当然也存在各种各样的问题,比如神经网络容易陷入局部最优值;设备特征值提取需要很丰富的经验和理论知识,否则特征值提取不全面,导致故障预警误报率较高。

关于电厂环保岛关键设备的深度分析,国内一些专业环保公司也开始投入研究,但都处于刚刚起步阶段。本文通过多元状态估计技术和相似性理论相结合的方法,以历史生产数据分析设备全工况运行特征,研发了一套环保岛关键设备的劣化故障预警方法,并通过软件化应用于电厂环保岛关键设备检测分析。

## 1 多元状态估计技术

多元状态估计技术 MSET( multivariate state esti-

mation technique) 源自美国阿尔贡实验室,最初该技术被应用于监测核电设备偏离常态运行。它通过对过程监测的一组正常状态的相关观测数据进行分析,从而对物理过程进行建模的一种非线性状态估计技术。由 MSET 产生的系统模型依赖于当下所获取的用于过程监视的观测数据的总体信息以及其与该系统在过去不同状态下所获取历史数据之间的相似度分析,从而给出当下设备的状态估计。它使用正常操作状态下的历史数据并从中学习用于定义设备状态的各个参数之间的关系。对于设备每一组新的观测参数值, MSET 使用从已经学习的状态中得到的数据模型,来估计设备当下的真实状态。设备的状态由表征设备参数的值或经过运算后表示。尽管描述设备状态的参数不一定是线性无关的,但它们与设备状态当下的参数值有一定程度的相似性。被估计的状态是通过设备历史数据反映的各状态之间的加权叠加组合计算得到的。权值大小反映了各组参数描述的状态之间的相似程度。

通过读取  $N$  组设备状态的历史数据组成设备状态参数矩阵  $D$ , 设备每一组历史状态数据用列向量表示, 则矩阵  $D$  的列数  $n$  代表设备的  $n$  个历史状态。设备的关键参数用行向量表示, 行数  $m$  代表对设备建立状态观测的  $m$  个参数变量。设定某时刻  $t_j$  处采集到设备的  $m$  个状态观测数据为

$$X(t_j) = [x_1(t_j), x_2(t_j), \dots, x_m(t_j)]^T, \quad (1)$$

式中:  $x_i(t_j)$  是设备某个状态参数  $i$  在  $t_j$  处的观测值。则矩阵  $D$  记为

$$D_{m \times n} = [X(t_1) X(t_2) \cdots X(t_m)] = \begin{bmatrix} x_1(t_1), x_1(t_2), \dots, x_1(t_n) \\ x_2(t_1), x_2(t_2), \dots, x_2(t_n) \\ \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ x_m(t_1), x_m(t_2), \dots, x_m(t_n) \end{bmatrix} \quad (2)$$

通过获取足够多的历史上能够涵盖设备全部正常运行状态的观测数据组成设备状态参数矩阵  $D$ 。创建了设备状态参数矩阵  $D$  后, 可以对设备的动态过程建立数据模型。MSET 建模技术基于对观测向量的当下测量值与包含历史观测向量的状态矩阵  $D$  之间进行相似性运算, 2 个观测向量的相似性运算结果是其相似性测度。给定设备当下的状态测量观测数据  $X_{\text{obs}}$ , 通过设备状态参数矩阵  $D$  与权值向量  $W$  的点积, 计算得到当前系统状态的估计  $X_{\text{est}}$  是一个  $N$  维向量。

$$X_{\text{est}} = D \cdot W^T = D [w_1, w_2, \dots, w_n]^T =$$

$$w_1 X(t_1) + w_2 X(t_2) + \cdots + w_n X(t_n), \quad (3)$$

其中  $W$  为权值向量, 代表了当前状态估计和设备参数矩阵  $D$  的相似性度量。权值向量可通过最小化

误差向量  $\varepsilon$  得到

$$\varepsilon = X_{\text{obs}} - X_{\text{est}}, \quad (4)$$

则对于一个给定的状态其最小误差意义下的权值向量可表示为

$$W = (D^T \otimes D)^{-1} \cdot (D^T \otimes X_{\text{obs}}), \quad (5)$$

其中,  $\otimes$  为非线性运算符, 通过计算后, 使得  $D^T \otimes D$  的乘积矩阵可逆。这里使用非线性运算符的原因是, 在历史数据中心选取的设备参数矩阵  $D$  的列数存在相关性, 不能保证  $D^T \cdot D$  矩阵不可逆。在实际应用中, 设备参数矩阵  $D$  必须有足够的历史状态数据, 因此为了解决  $D^T \cdot D$  矩阵不可逆计算的问题, MSET 必须使用非线性运算符  $\otimes$  代替线性运算符。

常用的非线性运算符的方法很多, 有余弦相似系数算法、皮尔逊线性相关系数算法、Jaccard 相似系数算法、欧氏距离算法、相似性理论算法等。本文通过相似性理论来计算  $D^T \otimes D$ , 求得 2 个向量的相似程度  $s(X, Y)$  带入式(5)中, 如果当下的观测向量与历史状态矩阵中向量的相似程度越大, 那么式(5)计算的结果  $W$  值越大, 反之  $W$  值越小, 在权值向量确定后, 把式(5)带入式(3), 可得到状态估计向量的计算公式为

$$X_{\text{est}} = D \cdot (D^T \otimes D)^{-1} \cdot (D^T \otimes X_{\text{obs}})。 \quad (6)$$

当系统接收到现场设备的实时观测值时, 如果设备处于健康运行状态, 通过式(6)计算, 得到当前状态的估计值, 计算观测值与估计值之间的偏差, 当偏差小于阈值时, 则认为设备处于正常状态运行。当偏差超过阈值时, 通过式(6)计算构造出预估状态, 其观测值与估计值的偏差大于阈值, 则可以认为设备处于异常状态, 从而提供预警信息。

## 2 相似性理论

设有向量  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$  和向量  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ,  $\text{Sim}(X, Y)$  为  $X$  与  $Y$  之间的相似性函数, 当其相似性函数  $\text{Sim}(X, Y) < \varepsilon$  时 ( $\varepsilon$  为给定的相似性阈值), 称向量  $X, Y$  在以  $\varepsilon$  为界的情况下相似, 记为  $X \sim Y$ 。相似性函数  $\text{Sim}(X, Y)$  满足正定性、对称性和三角不等式。

(1) 正定性:  $\text{Sim}(X, Y) \geq 0$ , 当且仅当  $X = Y$  时,  $\text{Sim}(X, Y) = 0$ ;

(2) 对称性:  $\text{Sim}(X, Y) = \text{Sim}(Y, X)$ ;

(3) 三角不等式:  $\text{Sim}(X, Z) \leq \text{Sim}(X, Y) + \text{Sim}(Y, Z)$ 。

如果 2 个向量的相似性函数为 2 个向量之间的欧氏距离  $d(X, Y)$  时, 即  $\text{Sim}(X, Y) = d(X, Y)$ , 当  $d(X, Y) < \varepsilon$  时, 称向量  $Y$  在欧氏距离下以  $\varepsilon$  为界与  $X$  相似。2 个向量的欧氏距离反映了它们之间的差

异程度, 数值越大, 差异度越大, 但向量的欧氏距离受原序列具体数据量纲单位的影响很大, 其计算结果的数值会超过 1。当数值  $> 1$  时, 很难比较向量之间的相似程度。在使用中, 一般习惯将相似度与 1 类比, 对越相似的向量给出越大的值, 相似度在数值上的值域为  $[0, 1]$ , 数值越接近 1, 相似度越高。所以在向量预处理过程中需要对向量进行归一化处理。

对于 2 个向量  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$  和向量  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ,  $\text{Sim}(X, Y)$  为  $X$  和  $Y$  之间的相似性函数, 给定阈值  $\varepsilon > 0$ , 如果  $X \sim Y$ , 则定义

$$s(X, Y) = 1 - \text{Sim}(X, Y) / \varepsilon, \quad (7)$$

即  $s(X, Y)$  为序列  $X$  与  $Y$  的相似度。

## 3 应用实例

电厂环保岛脱硫浆液循环泵是脱硫系统的重要组成部分, 对锅炉尾气排放起着至关重要的作用。将吸收塔底部的浆液输送至喷淋层, 每台脱硫循环泵对应一层喷淋, 使浆液通过喷嘴后尽可能雾化, 与逆向的烟气发生化学反应, 吸收烟气中的  $\text{SO}_2$ , 也使进入吸收塔内部的烟气温度降低, 以保护吸收塔内部的防腐材料不被高温烟气损坏<sup>[12]</sup>。某电厂  $2 \times 600 \text{ MW}$  发电机组配套的烟气脱硫装置采用石灰石-石膏湿法脱硫工艺, 一炉一塔, 每台吸收塔布置 4 层喷淋层, 配置 4 台浆液循环泵。运行不到半年时间, 叶轮已经开始磨损, 运行状态变差, 表现为设备运行效率下降, 喷淋效果变差, 劣化逐渐形成, 在浆液循环泵从健康状态到故障状态演变的过程中, 通过检测表征其性能的参数的变化趋势, 可以及时发现浆液循环泵劣化征兆。本文利用 MSET 和相似性理论构建了浆液循环泵性能劣化预警分析系统, 通过软件实时监测设备性能, 提示设备初始劣化状态, 捕捉其性能动态发展过程, 实现浆液循环泵劣化预警。

### 3.1 观测变量选取

建立浆液循环泵性能劣化分析模型, 首先要选取表征其性能的相关观测变量。结合性能计算的理论模型和现场运行经验分析, 本文选取了浆液循环泵电流、浆液循环泵出口压力、吸收塔浆液密度、吸收塔液位、托盘出口压力 5 个变量作为 MEST 模型观测变量。

### 3.2 数据预处理

数据预处理分为 4 步: (1) 首先选择设备观测变量的全工况历史数据, 有效的数据是在设备运行且没有数据坏点的情况下, 大约 1~2 年的数据, 通过软件自动选取超量程、无数据坏点的数据, 这一步是数据粗处理。(2) 数据通过第 1 步粗处理后, 大体都在正常的范围内, 但数据之间存在不符合逻辑

的情况,通过数据之间的逻辑关系分析,去掉不合理的数据段,这一步是数据精处理。(3) 由于选取了近 2 年的历史工况,数据规模很大,需要对历史上相同工况优化处理,去掉相近或相同的工况数据,这样减少计算量,且能得到反映设备全部工况的数据。(4) 数据归一化处理,由于通过 MSET 构建的浆液循环泵性能劣化模型的 5 个变量有各自的量纲,不同观测量的数值相差很大,数据必须归一化处理后,才能保证非线性运算正确衡量不同工况之间的相似程度。对各个变量按照自身的量程进行归一化处理后,处理后的变量数值映射到  $[0,1]$  范围内<sup>[13]</sup>。

### 3.3 由设备状态参数矩阵 $D$ 计算权值向量 $W$

设备状态参数矩阵  $D$  的构建是整个模型的关键一环,本文共选取了约 10 万条数据构建浆液循环泵设备状态参数矩阵  $D$ 。通过相似性理论计算  $W$

权值向量。由于软件编写过程中还有其他设备的计算模型,因此需专门配置一台计算服务器来完成计算过程。

### 3.4 应用实现

模型投运后,时刻监测 A 浆液循环泵的出力情况<sup>[14-15]</sup>,正常运行状态监测界面如图 1 所示,劣化运行状态预警界面如图 2 所示。

从图 1 可以看出泵的电流量预估值与实际值的偏差小于设定阈值 3.0 A,压力的预估值与实际值的偏差小于设定的阈值 20.0 Pa,系统安全运行。中途运行人员根据电厂入口硫分和负荷变化的实际情况,停运 A 泵约 19 h 后,由于电厂负荷增加,运行人员启动了 A 泵。启动后软件提示 A 泵性能下降,见图 2 中粗线部分,时间从 19:30(图 2 中游标虚线)开始,当时系统给出泵的电流量预估值为 65.5 A,泵的电



图 1 正常运行状态监测(截图)

Fig. 1 Monitoring on equipment in normal state( screenshot)



图 2 劣化运行状态预警(截图)

Fig. 2 Warning for equipment deterioration( screenshot)

流实际值为 62.0 A,二者偏差大于设定阈值 3.0 A。系统给出泵的出口压力预估值为 388.8 Pa,泵的出口压力实际值为 302.0 A,二者偏差大大偏离设定阈值 20.0 Pa。运行人员立刻向值长汇报,需要降负荷停泵。经过综合评估当时的情况后,并没有立刻下令降负荷停泵。第 2 日上午 08:30,降负荷停泵后,检修人员立刻开展检修,避免了设备损坏和经济损失。

#### 4 结束语

基于 MSET 和相似性理论构建的浆液循环泵故障预警数据模型,通过定义观测向量和状态估计向量之间的偏离度,与预先设定的阈值对比,如果偏离度超过设定的阈值,则发出预警信息提示,反之认为设备健康运行。在某电厂的环保岛浆液循环泵上实际应用该方法,证明通过 MSET 和相似性理论建立的模型准确性高、方法简单、预警及时,避免了设备进一步劣化,对于系统关键设备故障预警,有很好的推广价值。文中只对正常状态下的信号进行了模型分析,如果提取设备故障数据建立模型,则可建立设备故障诊断模型,为浆液循环泵的故障诊断提供决策依据。

#### 参考文献:

- [1] 郭翔,孙万云,陈晨. 基于灰色理论的电厂设备状态趋势预测研究[J]. 仪器仪表用户,2006,13(5):6-7.
- [2] GUO Xiang, SUN Wanyun, CHEN Chen. Research on condition prediction of power plant equipment based on the gray-theory[J]. Electronic Instrumentation Customers, 2006, 13(5):6-7.
- [3] 杜海平,张亮,史习智,等. 基于径向基函数神经网络的内燃机气缸压力识别[J]. 内燃机学报,2001,19(3):249-252.
- [4] DU Haiping, ZHANG Liang, SHI Xizhi, et al. Identification of internal combustion engine cylinder pressure based on radial basis function neural network[J]. Transactions of CSICE, 2001, 19(3):249-252.
- [5] LEWIN D R. Predictive maintenance using PCA[J]. Control Engineering Practice, 1995, 3(3):415-421.
- [6] 王静茹. 基于神经网络的火电厂送风机状态检修系统研究[D]. 北京:北京交通大学,2007.
- [7] 常剑,高明. 基于相似性建模的发电机组设备故障预警系统[J]. 机电工程,2012,29(5):576-579.
- [8] CHANG Jian, GAO Ming. Failure prognostic system of power generating equipment based on similarity modeling[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2012, 29(5):576-579.
- [9] 刘涛,刘吉臻,吕游,等. 基于多元状态估计和偏离度的电厂风机故障预警[J]. 动力工程学报,2016,36(6):454-460.
- [10] LIU Tao, LIU Jizhen, LÜ You, et al. Early fault warning of power plant fans based on MSET and the deviation degree[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2016, 36(6):454-460.
- [11] 孙建平,高明. 改进“峰”方法的多元状态估计技术用于电站风机状态监测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2013,40(3):91-94,112.
- [12] SUN Jianping, GAO Ming. Condition monitoring of fan in power plant using multivariate state estimation technique of modified mountain method[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2013, 40(3):91-94,112.
- [13] 孙英杰,彭敏俊. 基于 MSET 和 SPRT 的核动力装置异常状态监测技术研究[J]. 核动力工程,2015,36(3):57-61.
- [14] SUN Yingjie, PENG Minjun. MSET & SPRT-based abnormal condition monitoring technology for nuclear power plants[J]. Nuclear Power Engineering, 2015, 36(3):57-61.
- [15] WEGERICH S W. Similarity based modeling of time synchronous averaged vibration signals for machinery health monitoring[C]//2004 IEEE Aerospace Conference Proceedings, Big Sky, MT, USA: IEEE, 2004:3654-3662.
- [16] 倪新宇,茅大钧. 基于数据融合的超临界机组设备故障诊断研究[J]. 华电技术,2018,40(7):5-9.
- [17] NI Xinyu, MAO Dajun. Research on fault diagnosis technology of supercritical unit based on data fusion[J]. Huadian Technology, 2018, 40(7):5-9.
- [18] 谢小鹏,林玥廷,林英明. 火电厂设备状态监测与故障预警的研究[J]. 华电技术,2018,40(6):7-9.
- [19] XIE Xiaopeng, LIN Yueting, LIN Yingming. Study on equipment condition monitoring and fault warning in thermal power plants[J]. Huadian Technology, 2018, 40(6):7-9.
- [20] 郭东明. 脱硫工程技术与设备[M]. 北京:化学工业出版社,2012.
- [21] TAN P N, STEINBACH M, KUMAR V. 数据挖掘导论[M]. 范明,范宏建,等译. 北京:人民邮电出版社,2011.
- [22] 王永林. 基于广域网的数据实时监测平台研究[J]. 工业控制计算机,2013,26(4):90-91,94.
- [23] WANG Yonglin. Research on data monitoring platform based on WAN[J]. Industrial Control Computer, 2013, 26(4):90-91,94.
- [24] 温昱. 软件架构设计[M]. 北京:电子工业出版社,2007.

(本文责编:张帆)

#### 作者简介:

王永林(1976—),男,山西晋城人,高级工程师,工学硕士,从事电力环保自动化与信息化研究工作(E-mail: wangyonglin@chec.com.cn)。