

基于MSET的磨煤机故障预警技术研究

陈宇 王博 沈浩 杨政勇 张弛
皖能铜陵发电有限公司 安徽铜陵 244012

摘要: 磨煤系统是火力发电中非常重要的设备,其能否正常运行关系到整个机组的安全稳定运行。本文针对某火力发电厂中的磨煤机系统,根据其正常运行状态下的历史数据,建立一种基于多元状态估计技术(MSET)的故障预警模型。该模型实时计算模型观测向量和估计向量间的相似度,当模型相似度低于预警阈值时即发出预警。在铜陵某火力发电厂磨煤机系统上验证了该预警模型,结果表明,该模型能够对磨煤机故障做出有效预警。

关键词: 磨煤机系统; MSET; 故障预警

Research on coal mill fault Warning technology based on MSET

Yu Chen, Bo Wang, Hao Shen, Zhengyong Yang, Chi Zhang
Wanneng Tongling Power Generation Co., Ltd. Anhui Tongling 244012

Abstract: A coal grinding system is a very important piece of equipment in thermal power generation, and its normal operation is related to the safe and stable operation of the whole unit. In this paper, a fault warning model based on Multiple state estimation (MSET) is established for the coal mill system in a thermal power plant according to its historical data in a normal operation state. The model calculates the similarity between the model observation vector and the estimated vector in real-time and gives an early warning when the model similarity is lower than the warning threshold. The model is verified on the coal mill system of a thermal power plant in Tongling, and the results show that the model can effectively warn the coal mill fault.

Keywords: coal mill system; MSET; Fault warning

引言:

提高火力发电设备运行的安全性和可靠性、降低设备的维护成本、延长设备的检修周期,对提高发电企业的经济效益和社会效益都具有重要的意义。随着火力发电设备故障诊断技术的发展,运维人员愈发希望在设备发生故障前发出预警信号,从而有足够的时间实施相应的措施来防止故障的发生,进而避免不必要的损失^[1-2]。

多元状态估计技术(MSET, multivariate state estimation technology)是目前应用较为广泛的一种先进模式识别方法。高泽明等人^[3]利用MSET提出了一种针对火电一次风机故障预警的算法。刘志刚等人^[4]提出了利用MSET的滚动轴承性能退化故障预警模型。贺涛等人^[5]凭借MSET实现了对火电空预器运行状态劣化的早期预测。

本文基于MSET建立一种磨煤机系统在正常工况下各重要监测参数的状态模型,并确定预警阈值。依据上

述模型给出当前观测向量的估计值,计算实际值和估计值之间的相似性测度,当磨煤机系统相似度值低于预警阈值时即发出预警。

1 MSET原理

MSET通过选取各监测参数正常工况下不同区域的观测向量建立正常状态模型,并依据此模型对当前输入向量进行预估得到估计向量^[6]。通过对比分析实际参数和设备正常运行时的健康数据,评估当前设备的状态是否正常。

建立设备故障预警模型的关键是过程记忆矩阵D的构造^[7-9],记为:

$$D_{n \times m} = [X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_m)]$$

$$= \begin{bmatrix} x_1(t_1) & x_1(t_2) & \cdots & x_1(t_m) \\ x_2(t_1) & x_2(t_2) & \cdots & x_2(t_m) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n(t_1) & x_n(t_2) & \cdots & x_n(t_m) \end{bmatrix} \quad (1)$$

对于设备当前观测向量 X_{obs} , 估计向量 X_{est} 的计算公式为:

$$X_{est} = D \cdot W = D \cdot [w_1, w_2, \dots, w_m]^T \quad (2)$$

$$= w_1 X(t_1) + w_2 X(t_2) + \dots + w_m X(t_m).$$

权值向量 W 代表此状态与过程记忆矩阵中状态的一种相似性测度:

$$W = (D^T \cdot D)^{-1} \cdot (D^T \cdot X_{obs}). \quad (3)$$

为避免 $D^T \cdot D$ 不可逆的情况, 可应用非线性运算符 \otimes 代替矩阵乘法运算符, 可以表示为:

$$W = (D^T \otimes D)^{-1} \cdot (D^T \otimes X_{obs}). \quad (4)$$

非线性运算符有多种选择, 这里选择通用的欧式距离运算, 即:

$$\otimes(X, Y) = \sqrt{\sum_i^n (x_i - y_i)^2}. \quad (5)$$

计算可得估计向量:

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

2 数据预处理

在电厂历史数据库取得的海量数据中, 难免存在质量较差甚至错误的的数据, 会影响预测模型的有效性和准确性。同时, 由于参数测点众多, 且各参数之间都存在一定的耦合性, 不利于预测模型的建立。因此有必要通过分析得到这些数据中影响最大、最具代表性的参数, 即对原始数据进行降维处理^[10]。

2.1 数据筛选

以铜陵某电厂的磨煤机D为例, 其故障相关数据测点如表1所示。

表1 磨煤机故障测点参数

测点参数	测点数量 (个)
磨煤机D电机定子A相绕组温度	2
磨煤机D电机定子B相绕组温度	2
磨煤机D电机定子C相绕组温度	2
磨煤机D电机轴承温度	2
磨煤机D入口一次风风量	2
磨煤机D出口风粉混合物压力	2
磨煤机D行星齿轮箱输入轴承温度	2
磨煤机D行星齿轮箱轴承温度	3
磨煤机D行星齿轮箱推力轴承温度	1
磨煤机D出口风粉混合物温度	3
磨煤机D旋转分离器轴承温度	2
磨煤机D润滑油站油箱温度	1
磨煤机D润滑油温度	1
磨煤机D分离器速度	1

测点参数	测点数量 (个)
磨煤机D分离器电流	1
磨煤机D电动机电流	1
5D磨煤机A油泵电流	1
5D磨煤机B油泵电流	1
5D磨煤机B油泵出口压力	1
磨煤机D入口热/冷一次风电调门位置	2
磨煤机D入口混合风温	1
给煤机D瞬时给煤量	1
磨煤机D密封风/一次风差压	1
磨煤机DCO含量	1
#1~#4角DI/DII煤火焰强度	8
磨煤机D出口门#1~#4管风速	4
#1~#4角D上/下层燃烧器壁温	8

2.2 数据降维处理

相关分析方法的原理是对每个参数寻找相应的投影向量, 使其在投影之后的低维空间内的相关性最大, 如果两参数 X 和 Y 的相关度超过某一临界值, 则可用其中一个参数代表两个参数的参数特征。具体操作是利用 X 和 Y 的相关系数 ρ_{xy} (correlation coefficient) 来反映变量之间的关系密切程度; 相关系数 ρ_{xy} 的取值区间为 $[-1, 1]$, 1表示两个变量完全线性相关, -1表示两个变量完全负相关, 0表示两个变量不相关。相关系数 ρ_{xy} 的定义式为^[10]:

$$\rho_{xy} = \frac{s_{xy}}{s_x s_y}, \quad (7)$$

其中, ρ_{xy} 表示 X 和 Y 样本的相关系数, S_{xy} 表示 X 和 Y 样本的协方差, S_x 表示 X 的样本标准差, S_y 表示 Y 的样本标准差, 且 S_{xy} , S_x 和 S_y 的计算公式如下:

$$S_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1},$$

$$S_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}}, \quad (8)$$

$$S_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1}},$$

其中, n 为样本数量, X_i 和 Y_i 分别为第 i 个 X 样本和 Y 样本, \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为 X 和 Y 的样本均值。

一般地, 相关系数大于 0.5 即可认为两参数的特征可由基准点参数代表。图1给出了几种磨煤机故障测点见的相关系数。经过人工经验和相关分析最后选择磨煤机系统变量如下表2所示:

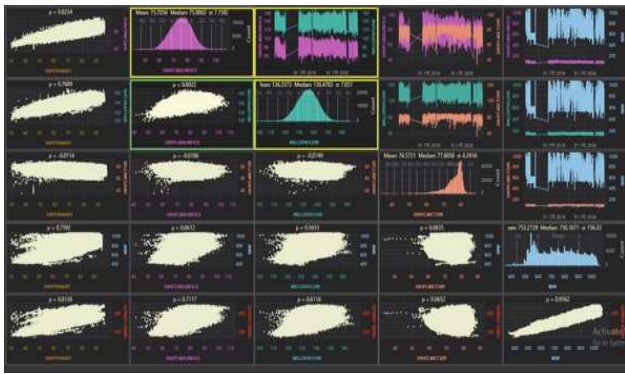


图1 磨煤机几种故障相关测点间的相关系数

表2 磨煤机故障预警模型所需变量

类别	测点名称
系统辅助变量	负荷
	总煤量
	一次风出口温度
	磨煤机入口一次风温度
	磨煤机分离器速度
系统主变量	煤机瞬时给煤量
	磨煤机入口一次风风量
	磨煤机出口温度
	磨煤机电机电流
	磨煤机出口风粉混合物压力

3 基于MSET的磨煤机故障预警模型

3.1 记忆矩阵D的构造

从铜陵某火力电厂的数据库中抽取近四年的历史数据，经过工况数据筛选得到训练样本集T。对样本集T进行训练以构造正常工况下的记忆矩阵D，其训练流程如图2所示：

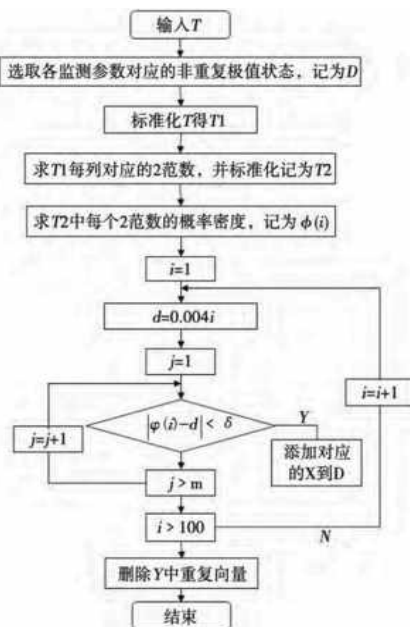


图2 记忆矩阵D构造流程

(I) 训练样本集工况应满足如下条件：(1) 训练样本集应该包含40~1050MW不同运行工况；(2) 训练样本集应该包含不同煤种运行工况；(3) 不能包含异常或故障工况。

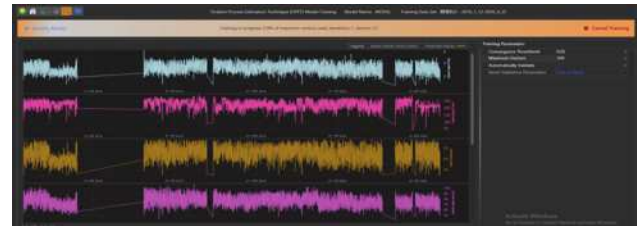


图3 利用Ovation智能平台实现对磨煤机故障预警模型的训练



图4 磨煤机故障预警模型验证

(II) 训练样本集参数标准化：本文采用Min-Max标准化（即离差标准化）^[11]，对原始数据进行线性变换，使结果值映射到[0, 1]之间，其定义如下：

$$X_i^* = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \quad (9)$$

其中， X_{\min} 和 X_{\max} 分别为X样本的最小值和最大值。

(III) 训练模型：筛选训练样本数据区间为2015年11月30日至2018年11月30日，通过Ovation智能平台对模型进行训练，模型误差设置为2%，记忆矩阵最大维度200。

3.2 预警模型验证

以铜陵火力电厂磨煤机D在2019年1月12日至2020年4月25日期间的运行数据为验证数据，来验证MSET磨煤机模型预测效果。（图4）我们可以看到MSET磨煤机模型预测工况与真实工况非常吻合，由此可以把MSET磨煤机预测数据可以作为正常工况数据基准。

3.3 故障预警判定准则

本文利用磨煤机当前的状态与其正常工况下状态预测值间的平均偏离度 R_L 来表征磨煤机当前的健康状况。 R_L 越高，说明系统运行越不安全；反之，说明系统运行越安全。 R_L 根据正常工况下模型预测数据 X_{est} 与观测数据 X_{obs} 计算得出，并通过正常工况下的平均偏离度 $R_{L, good}$ 与异常工况下的平均偏离度 $R_{L, bad}$ 区分故障是否发生。

$$R_L = \frac{|X_{obs} - X_{est}|}{X_{obs}} \quad (10)$$

通常, 故障发生时平均偏离度 $R_{L, bad}$ 大于正常工况的平均偏离度 $R_{L, good}$, 即 $R_{L, good} < R_{L, bad}$; 且预警偏度 $R_{L, alarm}$ 和报警偏度 $R_{L, alert}$ 分别定义如下:

$$R_{L, alarm} = R_{L, good} + \frac{1}{3(R_{L, bad} - R_{L, good})}$$

$$R_{L, alert} = R_{L, good} + \frac{2}{3(R_{L, bad} - R_{L, good})} \quad (11)$$

另外, 考虑到数据干扰可能造成误报, 上述预警、报警功能采用滑动窗口^[12]方式规避。铜陵项目采用20s滑动窗口, 即当预警、报警信号持续发生20s以上, 系统出预警、报警给运行人员。

图5为MSET磨煤机预测模型在故障发生时的预测曲线与真实数据曲线。通过曲线我们可以看出, 当系统出现异常时候预测数据与真实数据会有较大偏差, 即平均偏离度 R_L 变化会增大。通过判断平均偏离度数据大小, 可以诊断当前工况所处运行状态。从而提前实现提前预警。



图5(a) 磨煤机异常工况下的预测数据与真实数据变化曲线



图5(b) 磨煤机异常工况下的预测数据与真实数据误差变化曲线

4 结论

本文利用火电厂海量历史数据, 并基于MSET建立了磨煤机状态检测及故障预警模型。当磨煤机运行状态与其正常工况下预测值的平均偏离度大于预警阈值时即向运行人员发出警告。在铜陵某火力电厂对该模型进行了验证, 结果表明该模型可对磨煤机常见故障实现有效预警。

参考文献:

- [1]常澍平, 郭江龙, 吕玉坤, 等.非线性状态估计(NSET)建模方法在故障预警系统中的应用[J].软件, 2011, 32(7): 57-60.
- [2]刘鑫沛, 翟永杰, 张君颖.基于聚类分析和状态估计的制粉系统故障预警[J].计算机仿真, 2013, 30(8): 151-154.
- [3]张令, 刘晖, 李彦文, 等.火电厂引风机故障预警与诊断综述[J].仪器仪表用户, 2019, 26(1): 109-112.
- [4]刘志刚, 熊国良, 张龙.滚动轴承性能退化的MSET模型及其故障预警[J].机械设计与研究, 2021, 37(2): 60-65.
- [5]贺涛, 郭群龙.基于MSET的电站锅炉空气预热器状态预测系统[J].中国科技信息, 2012, 12: 161-162.
- [6]常志, 鲍克勤, 傅望安.基于MSET的电厂引风机故障预警[J].上海电力大学学报, 2021, 37(2): 121-126.
- [7]李锋, 潘凤萍, 廖宏楷, 等.多元状态估计的记忆矩阵选取及风机故障预警方法[J].自动化仪表, 2019, 40(1): 74-78.
- [8]杨婷婷, 张蓓, 吕游, 等.基于MSET的电站风机故障预警技术研究[J].热能动力工程, 2017, 32(9): 63-68.
- [9]李大中, 常永亮, 赵杰, 等.基于MSET模型的风力发电机故障预警[J].华北电力技术, 2016, 12: 43-48.
- [10]高泽明, 张斌.基于MSET的一次风机故障预警算法研究[J].自动化应用, 2021, 6: 64-71.
- [11]孙建平, 富双进.基于RS-MSET的电站风机振动预测研究[J].仪器仪表用户, 2014, 21(3): 26-29.
- [12]张艳霞, 翟永杰, 赵海龙.基于多变量状态估计的风电机组齿轮箱温度监测方法[J].仪器仪表用户, 2015, 22(6): 58-61.