

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2023.04.009

基于改进 MSET 的一次风机故障预警及诊断方法*

余兴刚¹, 宾谊沅², 陈文², 魏鑫³, 刘明³, 邱斌斌^{3*}

(1. 国网湖南省电力有限公司电力科学研究院 高效清洁发电技术湖南省重点实验室, 湖南长沙 410007;
2. 湖南省湘电试验研究院有限公司, 湖南长沙 410004; 3. 西安交通大学 动力工程多相流国家重点
实验室, 陕西西安 710049)

摘要: 针对电站风机故障预警和故障点追溯等问题, 基于改进多元状态估计技术 (MSET) 模型和误差分量, 提出了一次风机故障预警和诊断方法。首先, 介绍了多元状态估计技术的概念; 选取了建模变量, 并进行了数据预处理, 通过构建改进动态记忆矩阵 D , 进行了 MSET 模型有效性的验证; 然后, 使用相似度函数作为故障预警依据, 并利用滑动窗口法降低了噪音干扰, 采用两种动态记忆矩阵构建方法, 分别建立了模型, 并进行了模型的有效性验证; 最后, 采用人为增加扰动的方式, 模拟了温度、振动故障数据, 进行了故障预警模拟, 并通过计算各参数的误差分量进行了故障点追溯。研究表明: 改进的动态记忆矩阵建模方法具有更高的准确度和更强的抗干扰能力; 改进 MSET 和误差分量模型可成功实现故障的提前预警和故障点追溯功能。该模型能够为电站设备故障预警和检修提供借鉴。

关键词: 离心式鼓风机; 多元状态估计技术; 误差分量; 故障点追溯; 动态记忆矩阵建模方法; 人为增加扰动; 相似度函数

中图分类号: TH442; TM62

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2023)04-0535-07

Early warning and diagnosis of primary fans based on improved MSET

YU Xing-gang¹, BIN Yi-yuan², CHEN Wen², WEI Xin³, LIU Ming³, QIU Bin-bin³

(1. Hunan Province Key Laboratory of Efficient & Clean Power Generation Technologies, State Grid Hunan Electric Power Corporation Limited Research Institute, Changsha 410007, China; 2. Hunan Xiangdian Test & Research Institute Co., Ltd., Changsha 410004, China; 3. State Key Laboratory of Multiphase Flow in Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the problems of wind turbine fault early warning and fault point tracing in power station, a wind turbine fault early warning method based on improved multivariate state estimation technique (MSET) and error component was proposed. Firstly, the multivariate state estimation technology (MSET) was introduced. The modeling variables were selected, data preprocessing was performed, and the validity of model validity was verified by constructing an improved dynamic memory matrix D . Then, the similarity function was used as the basis for fault early warning, the sliding window method was used to reduce noise interference, and two kinds of dynamic memory matrix construction methods were used to build models and verify their effectiveness. Finally, the temperature and vibration fault data were simulated by artificially increasing the disturbance to carry out fault warning simulation, and the fault point was traced by calculating the error components of each parameter. The results show that the improved dynamic memory matrix modeling method has higher accuracy and stronger anti-interference ability. The improved MSET and error component model can successfully realize the early warning of faults and the traceability of fault points. This model can provide effective guidance for early warning and maintenance of power station equipment failures.

Key words: centrifugal blower; multivariate state estimation technique (MSET); error component; fault point tracking; dynamic memory matrix modeling method; artificially increasing the disturbance; similarity function

收稿日期: 2022-07-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52022079)

作者简介: 余兴刚 (1989-), 男, 江西丰城人, 博士, 高级工程师, 主要从事火电机组节能及设备可靠性方面的研究。E-mail: 849370151@qq.com

通信联系人: 邱斌斌, 男, 博士, 副教授。E-mail: qiubinbin@mail.xjtu.edu.cn

0 引 言

火电机组具有复杂、非线性、大惯性的特点,因此,机组的风机和给水泵的运行状态会大大影响电站的安全性和经济性。随着科技的不断进步,电站设备控制朝着自动化、智能化方向不断发展,在保证电厂经济运行的基础上,如何提高电站设备的安全性及故障预警的准确性,是目前亟需解决的热点问题^[1-3]。

刘清龙^[4]提出了一种基于神经网络的机组风机组合预测方法,采用该方法对风机运行状态进行了趋势预测,并使用主成分分析方法(principal component analysis, PCA)处理故障数据,进一步提高了该预测方法的精度;但该研究未进行风机故障诊断的仿真。CHEN Xiao-long 等人^[5]提出了一种基于 K 最邻近(K-nearest neighbor, KNN)算法的电站状态监测和预警模型;但该方法计算量大,同时计算时间也较长。ZHANG Guo-bin 等人^[6]提出了一种基于动态神经网络的风机故障检测策略;但未针对风机进行具体的故障分析。韩平等^[7]提出了一种基于最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)算法的风机振动故障预警模型,采用该模型可以识别风机的振动异常;但该模型对噪声过于敏感,因此影响了其推广应用。基于 2 范数概率密度法,张蓓^[8]构建了一种具有记忆矩阵的多元状态估计技术(MSET)故障预警模型,并采用灰色预测法对异常变量进行了预测,以此来评估风电机组的可靠性;但该模型以相对误差为指标,对故障点追溯的精度较低。刘耘彰^[9]基于密度峰聚类 MSET 算法,开发了一种风机故障预警程序(办法),并结合数据带和风机参数特征,对风机失速故障进行了成功预警;但该方法所采用的故障数据较少,因此其说服力略显不足。LV You 等人^[10]研究了离散粒子群算法在 MSET 算法中的应用,并对风机早期故障进行了预警;但其未研究深度变负荷下风机运行状态对故障预警的影响。

上述学者分别采用神经网络、离散粒子群、多元状态估计等不同方法,对风机进行了故障预警或诊断。但由于火电机组频繁变负荷,不同负荷下风机运行特征状态的选取对保证风机故障的预警精度至关重要,因此,现有针对深度变负荷风机故障预警的研究仍然不足。

笔者通过对不同火电机组运行负荷下风机运行特征变量进行合理选取,开发一次风机故障预警程序,建立改进 MSET 模型;并采用正常历史数据对上述模型有效性进行验证,然后使用温度、振动扰动故障数据,

进行 MSET 模型故障预警模拟,最后引入误差分量进行故障点的追溯。

1 多元状态估计技术

多元状态估计技术通过训练,获得设备状态参数与历史数据之间的关系,其关键步骤是构造历史记忆矩阵 D ,使其充分涵盖设备的正常运行特征。

D 为 n 行 m 列矩阵,表示 D 中有 n 个变量,监测了 m 个时刻设备的状态。

历史记忆矩阵 D 如下式所示:

$$D_{n \times m} = [X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_m)] = \begin{bmatrix} x_1(t_1) & \cdots & x_1(t_m) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n(t_1) & \cdots & x_n(t_m) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{11} & \cdots & D_{1m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ D_{n1} & \cdots & D_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

经过推导,可得估计向量计算式^[11]:

$$X_{\text{est}} = D \cdot (D^T \otimes D)^{-1} \cdot (D^T \otimes X_{\text{obs}}) \quad (2)$$

式中: X_{est} —估计向量; X_{obs} —观测向量; \otimes —两向量之间的空间距离。

2 模型建立及验证

笔者以某火电机组 A 一次风机历史数据为研究对象,开展风机模型的建立及其模型效果的验证等工作。

2.1 建模变量的选取

建模变量的选取对建立故障模型十分关键,会直接影响故障预警模型的准确度。

一次风机监测参数如表 1 所示。

表 1 一次风机监测参数

参数名称	编号
A 一次风机轴承温度 1-12	Z1-Z12
A 一次风机电机前轴承温度	Z13
A 一次风机电机后轴承温度	Z14
A 一次风机轴承 X 振动 1	Z15
A 一次风机轴承 X 振动 2	Z16
A 一次风机轴承 Y 振动	Z17
A 一次风机润滑油压	Z18
A 一次风机电机润滑油压	Z19
A 一次风机润滑油温	Z20
A 一次风机动叶开度	Z21
A 一次风机电流	Z22
A 一次风机出口风压	Z23
A 一次风机出口风量	Z24
A 送风机入口风温	Z25

由表 1 可知:一次风机共有 25 个监测参数。经过分析发现,各参数间的相关性较强。笔者通过计算各变量之间的相关系数,去除线性相关变量,以减少数据间的干扰。

相关系数计算如下^[12]:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

两变量相关系数 r 大于 0.8 时,即可认为其相关性较强。经过笔者筛选之后,建模变量由 25 个缩减为 10 个。

建模变量如表 2 所示。

表 2 建模变量

参数名称	编号
A 一次风机轴承温度 1	Z1
A 一次风机轴承温度 2	Z2
A 一次风机电机后轴承温度	Z14
A 一次风机轴承 X 振动	Z15
A 一次风机轴承 Y 振动	Z17
A 一次风机润滑油压	Z18
A 一次风机润滑油温	Z20
A 一次风机电流	Z22
A 一次风机出口风压	Z23
A 一次风机出口风温	Z25

2.2 数据预处理

由于火电厂现场运行条件恶劣,传感器测量数据难免会出现测量误差,因此,笔者采用直接删除法删除空值数据及其他异常数据。

由表 2 可知:建立 MSET 模型所筛选出的 10 个变量的量纲不同,且数量级相差较大,因此,笔者采用 z-score 标准化对数据进行处理。

z-score 标准化如下式所示:

$$x_z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (4)$$

式中: x —变量; μ — x 的均值; σ — x 的标准差。

2.3 动态记忆矩阵 D 的构建

MSET 建模的重要步骤为建立历史记忆矩阵 D 。

刘涛^[13]通过计算每个输入观测向量与历史正常数据的空间距离,从历史数据中筛选出与输入观测向量空间距离最近的 n 个历史数据,共同构成动态记忆矩阵 D 。

动态记忆矩阵 D 构建流程如图 1 所示。

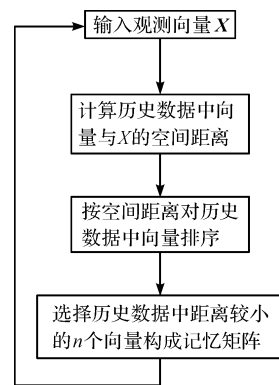


图 1 动态记忆矩阵 D 构建流程

笔者结合一次风机的数据特征,按照汽轮机的发电功率,将风机历史数据分为 3 个功率区间,然后从不同的功率区间中,等距离地选取 1 000 组数据,构成数据集 T ,并且计算 T 中数据和每个输入观测向量的欧氏距离,最终筛选出与新输入观测向量空间距离最近的若干个历史数据,共同构成改进动态记忆矩阵 D 。

改进动态记忆矩阵 D 构建流程图如图 2 所示。

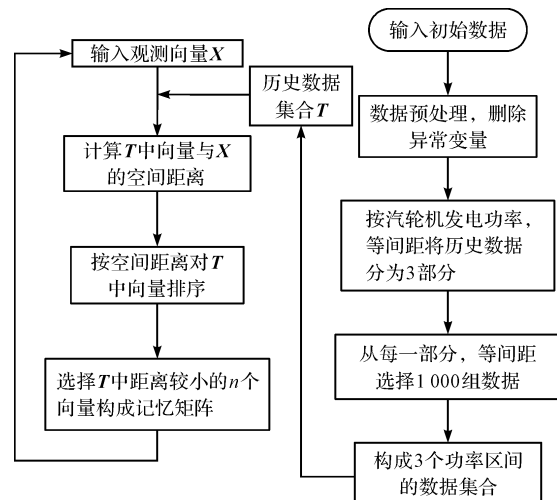


图 2 改进动态记忆矩阵 D 构建流程

笔者采用图 2 的方法构建过程记忆矩阵 D ,不仅缩短了模型的计算时间,同时也提高了模型的计算精度。

2.4 MSET 模型的有效性验证

笔者连续选取第 1 001 ~ 2 000 中共 1 000 组正常历史数据,构成验证集数据,并采用图 2 所示方法构建记忆矩阵 D 。

由于其状态向量数 n 的取值对预测结果的相对误差和计算工作量有较大影响,笔者经过多次数值模拟后发现,取 $n = 100$ 时,预测结果相对误差较小,且其计算速度也较快。

笔者采用式(2)进行计算,可得验证集预测数据,然后将其反标准化,最后计算得到预测数据的相对误

差。相对误差计算式如下：

$$\delta_i = \frac{X_i^{obs} - X_i^{est}}{X_i^{obs}} \quad (5)$$

式中： X_i^{obs} —观测向量第 i 个变量； X_i^{est} —估计向量第 i 个变量。

由于相对误差可以反映出模型计算结果的可靠程度，因此，笔者采用相对误差对模型计算结果进行验证。

验证集各变量平均相对误差如表 3 所示。

表 3 验证集各变量平均相对误差

变量/单位	相对误差/(%)
A 一次风机轴承温度 1/°C	0.089 7
A 一次风机轴承温度 2/°C	0.122 3
A 一次风机电机后轴承温度/°C	0.068 7
A 一次风机轴承 X 振动/(mm · s ⁻¹)	0.135 8
A 一次风机轴承 Y 振动/(mm · s ⁻¹)	0.023 1
A 一次风机润滑油压/MPa	0.077 7
A 一次风机润滑油温/°C	0.261 9
A 一次风机电流/A	0.056 9
A 一次风机出口风压/MPa	0.090 4
A 一次风机出口风温/°C	0.485 3

由表 3 可知：润滑油温和出口风温平均相对误差为 0.261 9% 和 0.485 3%，其他参数的平均相对误差均低于 0.15%。

该结果表明上述模型的验证结果良好。

3 故障预警及故障点分析

3.1 预警方法

相似度是衡量两个样本间相似性的一种尺度，能够体现出两样本间差异大小。因此，此处笔者采用相似度来对样本间差异进行衡量。

笔者定义相似度函数如下^[14]：

$$S(\mathbf{X}_{obs}, \mathbf{X}_{est}) = \frac{1}{1 + \sqrt{\sum_{k=1}^m W_i [X_i^{obs}(t_k) - X_i^{est}(t_k)]^2}} \quad (6)$$

式中： \mathbf{X}_{est} —估计向量； \mathbf{X}_{obs} —观测向量； W_i —第 i 个变量对设备故障的影响权重； X_i^{obs} —观测向量第 i 个变量； X_i^{est} —估计向量第 i 个变量。

相似度函数 S 取值范围为 $[0, 1]$ 。相似度越接近于 1，表明两向量之间空间距离越近，相似度越高。

由于电站风机的工作环境恶劣，所采集到的数据往往会掺杂很多噪音和干扰信号，因此，此处笔者使用滑动窗口法对风机数据做平滑处理。这能够在一定程

度上降低噪音和干扰信号给数据带来的负面影响，提高故障预警的准确度。

滑动窗口法如图 3 所示^[15]。

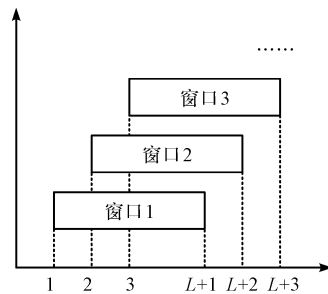
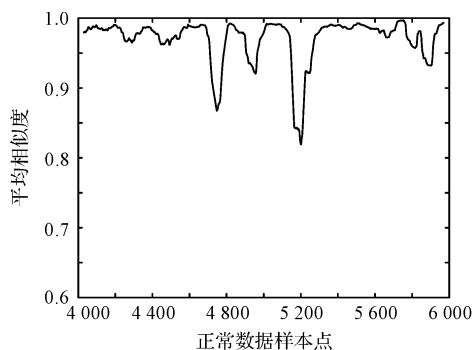


图 3 滑动窗口法

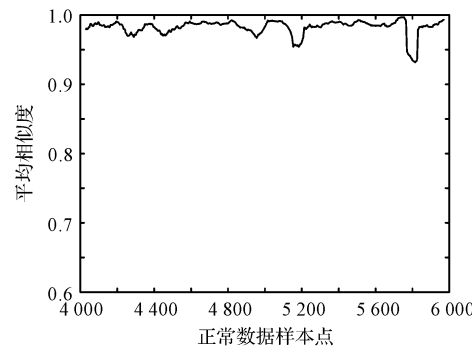
3.2 两种模型预测结果的对比

笔者使用两种动态记忆矩阵构建方法建立模型，并分别使用正常历史数据进行数值模拟，取测试样本为第 4 001 ~ 6 000 组，共 2 000 组样本，进行数值的模拟。

正常历史数据平均相似度如图 4 所示。



(a) 动态记忆矩阵测试结果



(b) 改进动态记忆矩阵测试结果

图 4 正常历史数据平均相似度

由图 4 可知：改进动态记忆矩阵的测试结果更加平稳，测试集正常数据的平均相似度更高。

该结果表明：采用改进动态记忆矩阵进行计算，可以提高模型的准确度。

3.3 故障预警

为保证故障预警的可靠性，笔者利用验证集数据确定风机故障的预警阈值。

预警阈值计算如下式所示^[16]:

$$S_w = \frac{\overline{S}(X_{obs}, X_{est})_{min}}{k} \quad (7)$$

式中: S_w —故障预警阈值; $\overline{S}(X_{obs}, X_{est})_{min}$ —验证集平均相似度的最小值; k —预警阈值系数,且 $k > 1$ 。

验证集平均相似度如图5所示。

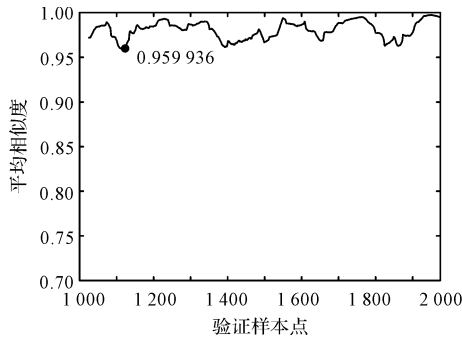


图5 验证集平均相似度

由图5可知:验证集的平均相似度最小值为0.9599,取 $k=1.3$ 计算预警阈值,可得 $S_w=0.7384$,即当测试集的平均相似度小于0.7384时,风机进行报警。

由于缺少现场的故障数据,故笔者使用人为增加扰动的方式来模拟故障数据,具体如下:

1) 增加温度扰动。取测试样本为第4001~6000组(共2000组样本),从第4501个样本点开始,给轴承温度1,2逐次加上 $0.01 \times j (j \in [1, 1500])$,其他参数保持不变;

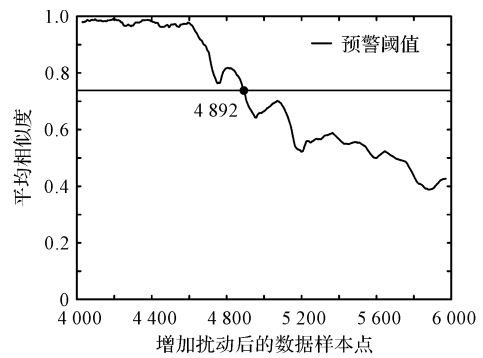
2) 增加振动扰动。同上,从第4501个样本点开始,给轴承X振动逐次加上 $0.001 \times j (j \in [1, 1500])$,其他参数保持不变。

温度扰动故障数据平均相似度如图6所示。

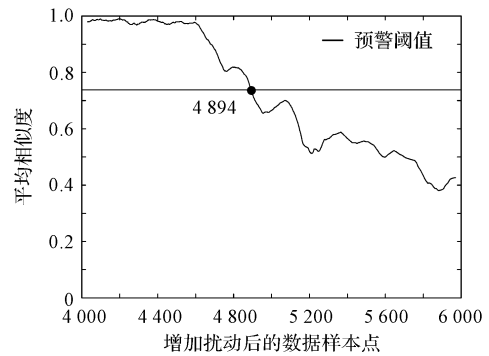
由前文可知:在温度扰动故障数据中,笔者是从第4501个样本点开始人为增加扰动的。

由图6(a)可知:在扰动增加前期,因为所增加的温度扰动量较小,故障数据和正常历史数据之间相差不大,所以,在扰动增加前期,温度扰动故障数据的平均相似度和正常历史数据的平均相似度变化趋势相近,无明显变化。随着人为扰动的不断增大,温度扰动故障数据的平均相似度不断减小,表明观测向量和估计向量的空间距离越来越大,观测向量越来越偏离正常的工作空间;

由图6(b)可知:在第4894个样本点时,温度扰动测试集的平均相似度小于预警阈值,进行报警,且轴承温度1在第4955个样本点时第一次达到轴承温度的限定值 65°C ,由此可以认定,对温度人为扰动可提前故障预警,并提前62个样本点。



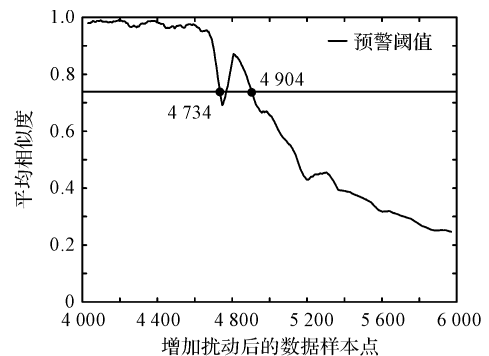
(a) 动态记忆矩阵测试结果



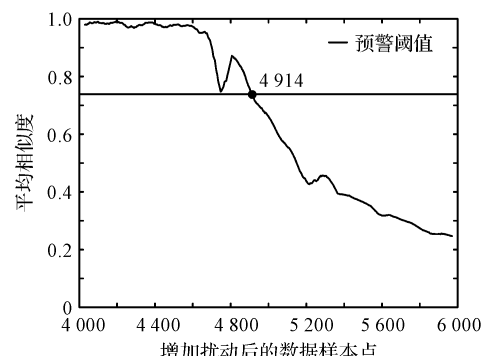
(b) 改进动态记忆矩阵测试结果

图6 温度扰动故障数据平均相似度

振动扰动故障数据平均相似度如图7所示。



(a) 动态记忆矩阵测试结果



(b) 改进动态记忆矩阵测试结果

图7 振动扰动故障数据平均相似度

由图7(b)可知:在第4914个样本点时,振动扰动测试集的平均相似度小于预警阈值,进行报警;在报警点附近轴承X振动的最大值为 1.1267 mm/s ,与未增加扰动时平均振动值相比,涨幅为40%。

笔者分别对比图 6(a,b)和图 7(a,b)后发现:两种动态矩阵的模拟结果趋势相同;但改进动态记忆矩阵的测试结果更加平滑,且测试效果更优,抗干扰能力也更强。

3.4 故障点追溯

通过故障预警,可以在设备发生故障的早期,警示工作人员对设备进行检修;同时,通过故障点追溯,则可以为设备故障排查提供指导,辅助工作人员进行设备检修,节约时间,避免故障发生或降低故障发生的危害,减少电厂的经济损失。

各参数误差分量如下:

$$\begin{aligned} & \text{第 } i \text{ 个参数的误差分量} = \\ & \frac{W_i [X_i^{\text{obs}}(t_k) - X_i^{\text{est}}(t_k)]^2}{\sum_{k=1}^m W_i [X_i^{\text{obs}}(t_k) - X_i^{\text{est}}(t_k)]^2} \end{aligned} \quad (8)$$

式中: X_i^{obs} —观测向量第 i 个变量; X_i^{est} —估计向量第 i 个变量; W_i —第 i 个变量对设备故障的影响权重。

误差分量代表某个参数对相似度函数计算结果的影响程度,其取值范围为 $[0,1]$ 。误差分量越大,表明该参数对相似度计算的影响越大。当故障发生时,该参数所代表的风机特征发生故障的可能性越大。

正常数据各参数误差分量如图 8 所示。

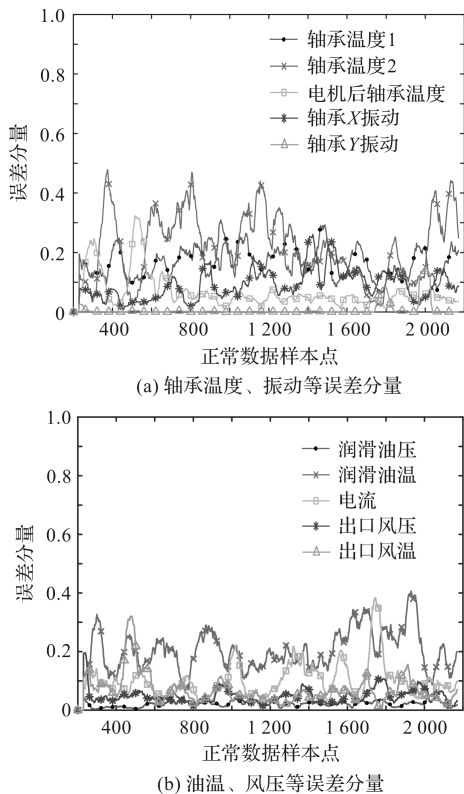


图 8 正常数据各参数误差分量

温度扰动故障数据各参数误差分量如图 9 所示。

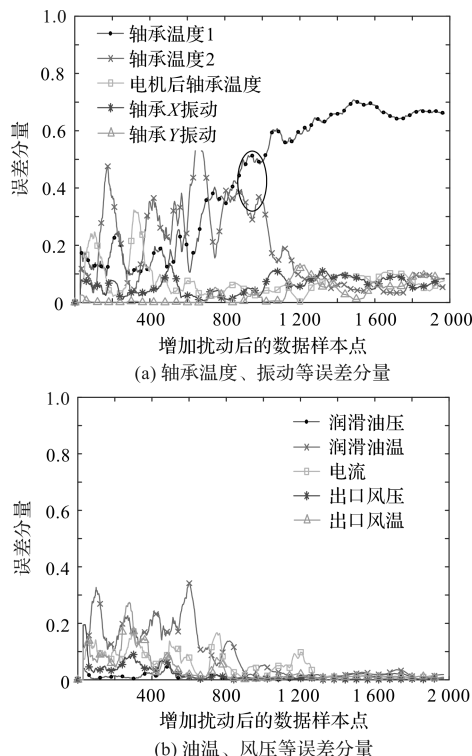


图 9 温度扰动故障数据各参数误差分量

振动扰动故障数据各参数误差分量如图 10 所示。

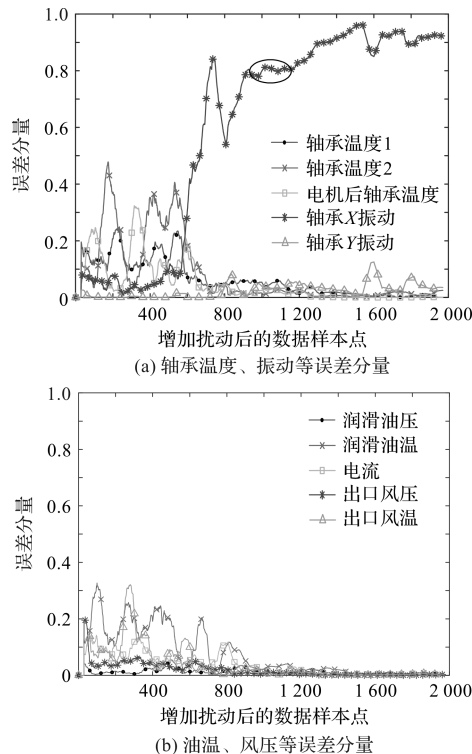


图 10 振动扰动故障数据各参数误差分量

对比图 8 和图 9、图 10 可见:在增加人为扰动之后,各参数的误差分量均发生了明显的变化。

从图 9 中可以看到:在故障预警点附近,轴承温度 1、2 的误差分量较大,其他参数的误差分量都很小。由此可以判断,轴承温度 1、2 发生了异常。该结果与

扰动增加结果一致,可见故障点追溯是成功的;

由图 10 同样可以看到:增加轴承 X 振动扰动之后,其误差分量逐渐增加,在预警点附近,轴承 X 振动的误差分量最大,远高于其他参数。由此可以判断:轴承 X 振动发生异常,与扰动增加一致。

4 结束语

针对电站风机故障预警和故障点追溯等问题,基于改进多元状态估计技术(MSET)和误差分量模型,笔者提出了一次风机故障预警和诊断方法,并采用电厂历史运行数据,对该风机故障预警模型(方法)进行了故障预警和诊断。

研究结论如下:

1)在不同负荷下,通过对火电机组的风机特征变量进行提取,采用改进动态记忆矩阵建模的方法,可以有效地提高风机故障预警模型的预测精度;

2)取预警阈值系数 $k = 1.3$ 时,针对温度扰动,以风机温度限定值 $65\text{ }^{\circ}\text{C}$ 为判定故障标准,可成功捕捉到温度异常,并提前 62 个样本点进行预警;针对振动扰动,当振动偏差增长到 0.414 0 时,进行报警;

3)通过计算各参数误差分量进行故障点追溯,可以发现,在预警点附近,轴承温度、振动的误差分量远高于其他参数,由此可认为,故障分别为轴承温度异常及轴承振动异常。该结果表明,该方法能成功识别出风机故障参数,可以为风机故障原因分析提供指导。

在后续的工作中,笔者将结合深度变负荷的整个过程,对风机故障预警做更为深入的研究,以便进一步提高风机故障预警模型的准确性。

参考文献(References):

- [1] 刘吉臻,胡勇,曾德良,等.智能发电厂的架构及特征[J].中国电机工程学报,2017,37(22):6463-6470,6758.
- [2] 尹峰,陈波,苏焯,等.智慧电厂与智能发电典型研究方向及关键技术综述[J].浙江电力,2017,36(10):1-6,26.
- [3] WANG Ze-pu, LI Ming, LIU Shuai, et al. Discussion and study of technical route of smart power plant of thermal

power[J]. **IOP. Conference Series: Materials Science and Engineering**,2020,768(5):1-10.

- [4] 刘清龙.火电厂风机状态监测与故障诊断系统研究[D].武汉:武汉大学动力与机械学院,2005.
- [5] CHEN Xiao-long, WANG Pei-hong, HAO Yong-sheng, et al. Evidential KNN-Based condition monitoring and early warning method with applications in power plant [J]. **Neurocomputing**,2018,315(13):18-22.
- [6] ZHANG Guo-bin, DU Rong-hua, XIN Xiao-gang, et al. Early fault detection for power plant fans based on dynamic neural network [J]. **Journal of Physics: Conference Series**,2021,2005(1):1-6.
- [7] 韩平,王天堃,孟永毅.基于LS-SVM的一次风机振动在线监测及故障预警研究[J].机电工程,2016,33(5):629-632.
- [8] 张蓓.基于故障预警的火电机组可靠性评估技术研究[D].北京:华北电力大学控制与计算机工程学院,2018.
- [9] 刘耘彰.电厂风机故障诊断与预警研究[D].杭州:浙江大学能源工程学院,2019.
- [10] LV You, FANG Fang, YANG Ting-ting, et al. An early fault detection method for induced draft fans based on MSET with informative memory matrix selection[J]. **ISA. Transactions**,2020,102(7):325-334.
- [11] 黄伟,张泽发.基于多元状态估计的燃烧室故障预警研究[J].汽轮机技术,2020,62(1):38-42.
- [12] 潘福川.基于卷积神经网络的一次风机故障预警研究[D].北京:华北电力大学控制与计算机工程学院,2021.
- [13] 刘涛.基于多元状态估计的电站风机故障预警研究及系统开发[D].北京:华北电力大学控制与计算机工程学院,2016.
- [14] ZHANG Wei, LIU Ji-zhen, GAO Ming-ming, et al. A fault early warning method for auxiliary equipment based on multivariate state estimation technique and sliding window similarity [J]. **Computers in Industry**, 2019, 107 (5): 67-80.
- [15] 富双进.电站风机故障预警系统的研究[D].保定:华北电力大学控制与计算机工程学院,2015.
- [16] 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):63-68,124.

[编辑:李辉]

本文引用格式:

余兴刚,宾谊沅,陈文,等.基于改进 MSET 的一次风机故障预警及诊断方法[J].机电工程,2023,40(4):535-541.

YU Xing-gang, BIN Yi-yuan, CHEN Wen, et al. Early warning and diagnosis of primary fans based on improved MSET[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2023,40(4):535-541.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>