

文章编号: 1008-8857(2023)04-0232-05

DOI: 10.13259/j.cnki.eri.2023.04.005

动态多元状态估计算法在火力发电设备智能预警中的应用

齐云龙¹, 唐作兴², 王晓立², 潘海禄¹

(1. 南京科远智慧科技集团股份有限公司, 江苏 南京 211102; 2. 东莞中电第二热电有限公司, 广东 东莞 523000)

摘要: 火力发电设备的健康状态直接影响机组的安全性、可靠性, 因此对设备的状态进行实时监测显得尤为重要。基于设备的历史正常运行工况, 提出将动态多元状态估计算法用于实时判断火力发电设备的运行状态, 分别对某燃气蒸汽联合循环电厂的高压给水泵、某联合循环电厂的燃气轮机及 660 MW 超超临界燃煤机组的末级过热器建立动态多元状态估计技术(DMSET)智能预警算法。测试结果表明: 当设备正常运行时, 估计向量与实时观测向量之间的欧氏距离较短, 预测精度较高; 当设备异常时, 估计向量与实时观测向量之间的欧氏距离显著大于正常状态下的值。研究表明, 所建立的 DMSET 智能预警算法能敏锐捕捉到设备的异常信息。

关键词: 火力发电设备; 智能预警; 动态多元状态估计技术(DMSET); 欧氏距离; 估计向量

中图分类号: TP392

文献标志码: A

Application of dynamic multivariate state estimation technique in intelligent warning of power equipment

QI YunLong¹, TANG Zuoxing², WANG Xiaoli², PAN Hailu¹

(1. Nanjing SCİYON Wisdom Technology Group Co., Ltd., Nanjing 211102, China;

2. Dongguan Zhongdian Second Thermal Power Co., Ltd., Dongguan 523000, China)

Abstract: The health status of power equipment directly affects the safety and reliability of the unit. It is crucial to real-time monitor the equipment status. Based on the normal historical data, the application of dynamic multivariate state estimation technique (DMSET) to real-time operation status judgement of power equipment was proposed. The DMSET-based intelligent warning algorithm of high-pressure feedwater pump in an integrated gas-steam combined cycle power plant, 9E gas turbine system, and final superheater in a 660 MW ultra-supercritical coal-fired unit was developed. Result show that when the equipment run normally, the Euclidean distance between estimator and observation vector was very small. However, the Euclidean distance between

收稿日期: 2023-06-20

第一作者: 齐云龙(1989—), 男, 硕士, 工程师。研究方向: 火电厂智能预警和故障诊断。

E-mail: 824700050@qq.com

estimator and observation vector for abnormal equipment was larger than that for normal one.

Keywords: power equipment; intelligent warning; dynamic multivariate state estimation technique; Euclidean distance; estimator

目前,自动发电控制(AGC)调控、深度调峰、燃料多变等原因使得火电机组相关设备(如锅炉、汽轮机、水泵、风机等)的运行状态多变,导致设备故障率上升,严重影响机组的安全性、可靠性^[1-2]。而现有的报警系统普遍采用定值报警模式,存在严重的事后诊断;且该定值不随负荷变化,误报率较高,不能有效保障机组全负荷段安全运行。

火力发电设备智能预警系统旨在全负荷段动态监测重要设备状态,在设备发生异常还未恶化为严重故障时即可预警,为运行人员留有足够的时间处理异常,避免事故的发生,使得处理风险的模式从传统的被动反应到主动规避、提前规划和准备,这是未来故障诊断发展的新方向^[3]。因此,实现机组异常的早期智能预警对火电生产的安全性、可靠性、经济性具有重要意义。

现阶段,火电机组智能预警普遍采用基于人工智能的大数据分析技术^[4-7],例如分类、聚类、回归分析等。而多元状态估计技术(multivariate state estimation technique, MSET)是智能算法中颇具代表性的先进模式识别技术,主要对设备的正常状态进行学习,分析当前状态与历史正常状态的相似程度,并对当前状态进行估计,而当前实际状态与估计状态之间的差异隐含着设备的异常信息。MSET最早是由美国阿尔贡国家实验室提出的一种非参数建模方法,用于核电厂设备参数劣化检测^[8]。目前,国内学者采用MSET算法在电站风机^[9-10]、内燃机^[11]、风力发电机^[12]等设备上开展大量应用,取得了一定效果。

但常规MSET使用静态历史记忆矩阵,存在计算速度慢等缺点。本文根据实时观测向量动态确定历史记忆矩阵,利用动态多元状态估计技术(DMSET)智能预警算法对火力发电设备各参数进行实时监测。

2 动态多元状态估计技术智能预警算法建模原理

2.1 静态历史矩阵的建立

选取某设备 M 个相互关联的测点参数为监测变量,将设备某一正常运行状态下此 M 个变量组成的向量记为观测向量 $\mathbf{X}(j)$,即

$$\mathbf{X}(j) = [x_1(j), x_2(j), x_3(j), \dots, x_i(j), \dots, x_M(j)]^T \quad (1)$$

式中, $x_i(j)$ 为测点 i 在正常状态 j 时的测量值。

选取该设备 N 个历史正常状态。该 N 个状态覆盖了该设备正常运行的全部范围,将该 N 个状态下的观测向量组成静态历史记忆矩阵 \mathbf{D} ,即

$$\mathbf{D}_{M \times N} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \dots & x_1(k) & \dots & x_1(N) \\ x_2(1) & x_2(2) & \dots & x_2(k) & \dots & x_2(N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_M(1) & x_M(2) & \dots & x_M(k) & \dots & x_M(N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

静态历史记忆矩阵是MSET智能预警算法建模的基础。历史记忆矩阵中每列观测向量代表该设备的一个正常运行状态,对历史数据进行预处理后选取的 N 个历史观测向量涵盖了设备全负荷运行的整个动态过程。

2.2 静态历史矩阵数据归一化处理

对设备各测点数据根据各自极值进行归一化处理,将测量值转化到 $[0, 1]$ 区间,归一化后的静态历史矩阵为 $\mathbf{D}'_{M \times N}$ 。归一化算法为

$$x'_i(j) = \frac{x_i(j) - x_{i,\min}}{x_{i,\max} - x_{i,\min}} \quad (3)$$

$$x_{i,\max} = \max [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(k), \dots, x_i(N)] \quad (4)$$

$$x_{i,\min} = \min [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(k), \dots, x_i(N)] \quad (5)$$

式中: $x'_i(j)$ 为 $x_i(j)$ 归一化后的值; $x_{i,\max}$ 、 $x_{i,\min}$ 分别为 $x_i(j)$ 的最大值、最小值。

2.3 动态建模

若设备某一时刻的实时观测向量为 \mathbf{X}_{obs} ,归

一化后为 \mathbf{X}'_{obs} 。首先,计算该观测向量 \mathbf{X}'_{obs} 与静态历史记忆矩阵 $\mathbf{D}'_{M \times N}$ 中每列向量的欧氏距离,选择与实时观测向量欧氏距离较小的 Z 个历史观测向量构成动态矩阵 \mathbf{D}_d 。因此,每次计算时记忆矩阵是动态变化的。

$$\mathbf{D}_d = \begin{bmatrix} x'_1(1) & x'_1(2) & \cdots & x'_1(k) & \cdots & x'_1(Z) \\ x'_2(1) & x'_2(2) & \cdots & x'_2(k) & \cdots & x'_2(Z) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x'_M(1) & x'_M(2) & \cdots & x'_M(k) & \cdots & x'_M(Z) \end{bmatrix} \quad (6)$$

设权值向量 $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_z]^T$,设备当前状态的估计向量 \mathbf{X}'_{est} 为动态矩阵中 Z 个历史观测向量的线性组合,即

$$\mathbf{X}'_{\text{est}} = \mathbf{D}_d \cdot \mathbf{W} \quad (7)$$

当估计向量 \mathbf{X}'_{est} 与实时观测向量 \mathbf{X}'_{obs} 之间的欧氏距离($\|\mathbf{X}'_{\text{est}} - \mathbf{X}'_{\text{obs}}\|$)最小时即可求得权值向量 \mathbf{W} 。设估计向量 \mathbf{X}'_{est} 与观测向量 \mathbf{X}'_{obs} 的残差向量为 $\boldsymbol{\varepsilon}$,存在关系式如式(8)~(9)。

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{X}'_{\text{est}} - \mathbf{X}'_{\text{obs}} \quad (8)$$

$$\left(\|\mathbf{X}'_{\text{est}} - \mathbf{X}'_{\text{obs}}\|\right)^2 = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} \quad (9)$$

因此,当 $\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}$ 取最小值时可利用最小二乘法计算权值向量 \mathbf{W} 。通过推导可得到

$$\mathbf{W} = (\mathbf{D}_d^T \cdot \mathbf{D}_d)^{-1} \cdot (\mathbf{D}_d^T \cdot \mathbf{X}_{\text{obs}}) \quad (10)$$

但式(10)存在不足,很难保证 \mathbf{D}_d 中列向量之间线性无关,也就难以保证矩阵 $\mathbf{D}_d^T \cdot \mathbf{D}_d$ 可逆。为了扩大式(10)的使用范围,本文使用基于欧氏距离的非线性运算符 \otimes 代替矩阵的点乘,相对应的权值计算式为^[9]

$$\mathbf{W} = (\mathbf{D}_d^T \otimes \mathbf{D}_d)^{-1} \cdot (\mathbf{D}_d^T \otimes \mathbf{X}_{\text{obs}}) \quad (11)$$

$$\otimes(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \left[\sum_{k=1}^L (x_k - y_k)^2 \right]^{1/2} \quad (12)$$

式中: \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 为长度 L 的两个向量; x_k 、 y_k 分别为 \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 的第 k 个向量。

求得权值向量 \mathbf{W} 后,估计向量 \mathbf{X}'_{est} 计算式为

$$\mathbf{X}'_{\text{est}} = \mathbf{D}_d \cdot \left[(\mathbf{D}_d^T \otimes \mathbf{D}_d)^{-1} \cdot (\mathbf{D}_d^T \otimes \mathbf{X}_{\text{obs}}) \right] \quad (13)$$

将 \mathbf{X}'_{est} 反归一化后即可得到各参数的实际估计向量 \mathbf{X}_{est} 。

3 应用案例

3.1 某燃气-蒸汽联合循环机组高压给水泵预警案例

某燃气-蒸汽联合循环电厂于2018年2月3日17:30发现#2炉2号高压给水泵电流突发波动,泵驱动端发生异响,驱动端轴承温度上升,立即手动切换至备用泵运行。经检查发现,2号高压给水泵驱动端轴承损坏,驱动端轴承箱润滑油内有杂质。

本文根据该泵的正常历史运行数据建立DMSET智能预警算法,并对该泵在2018年2月3日13:50至17:30的运行状态进行测试,图1为高压给水泵驱动端轴承故障预警。由图1可以看出,在2018年2月3日13:50—15:00时间段,欧氏距离约为10,与正常运行工况值类似;在2018年2月3日15:00—15:30时间段,欧氏距离明显上升,且值大于10,表明该泵目前已偏离正常工况,处于异常状态;15:30—16:10时间段,该泵保持在非正常的稳定状态;16:10后,欧式距离变化较为剧烈,表明泵已严重偏离正常运行状态。

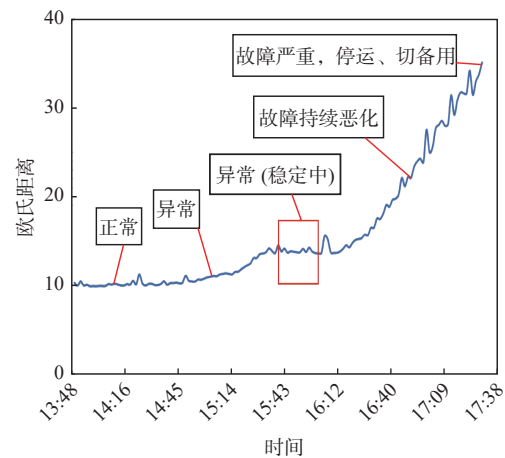


图1 高压给水泵驱动端轴承故障预警

Fig. 1 Fault warning of drive-end bearing in a high-pressure feedwater pump

可见, 本文建立的 DMSET 智能预警算法能敏锐捕捉到该高压给水泵的异常变化, 且在运行人员发现异常之前预警, 可实现异常的早期预警, 达到降低检修成本、提高设备可靠性的目的。对于该泵, 结合正常、异常状态的欧氏距离分布, 可将异常阈值定在 10 ~ 15 之间, 此处阈值定为 20。

3.2 某 660 MW 超超临界燃煤电厂末级过热器预警案例

某燃煤电厂#1 锅炉于 2018 年 8 月 10 日 18:20 发现锅炉四管存在泄漏现象, 随后停机检查, 发现该锅炉末级过热器部分受热面已破损、失效。

本文根据该锅炉 2017 年的正常运行数据建立末级过热器 DMSET 智能预警算法, 并对该过热器在 2018 年 8 月 9 日 00:00 至 2018 年 8 月 10 日 17:30 的运行状态进行分析计算, 相应的监测曲线如图 2 所示。由图中可以看出, 8 月 9 日 00:00—23:59 时间段, 欧氏距离均在 10 以内, 末级过热器尚未发生泄漏; 8 月 10 日 00:00 后, 欧氏距离曲线呈上升趋势, 表明末级过热器已发生轻微泄漏现象, 此时欧氏距离约为 20; 随着末级过热器破口面积增加, 泄漏越来越严重, 末级过热器已严重偏离正常运行状态, 此时欧氏距离高达 100 以上, 远大于正常状态时的值。

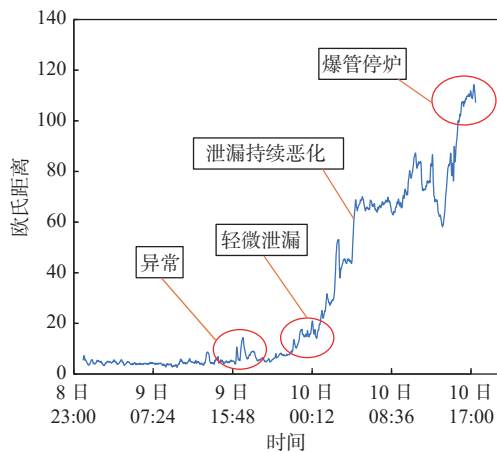


图 2 某燃煤电厂末级过热器爆管前预警
Fig. 2 Warning before tube explosion of final superheater in a coal-fired power plant

从欧氏距离曲线的变化趋势可以看出, 本文建立的末级过热器 DMSET 智能预警算法能快速捕捉到该设备泄漏后的异常信息, 从而避免事故

扩大。对于该锅炉末级过热器, 结合正常、异常欧氏距离状态测试结果, 可将异常、故障阈值分别设为 20、60。

3.3 某燃气-蒸汽联合循环电厂燃气轮机预警案例

某联合循环机组于 2019 年 3 月 11 日凌晨发生压气机进气口导向叶片(inlet guide vanes, IGV)连杆断裂。该厂提供了该燃机历史正常数据以及该故障时间段数据。本文利用历史正常数据建立 DMSET 算法模型, 并对故障时间段数据进行检测, 检测结果如图 3 所示。由图中可见, 3 月 10 日 17:30 曲线出现明显异常的时间比之后电厂凌晨按反映发现异常的时间至少提前 6.5 h, 3 月 11 日 04:00 左右数据恢复正常。

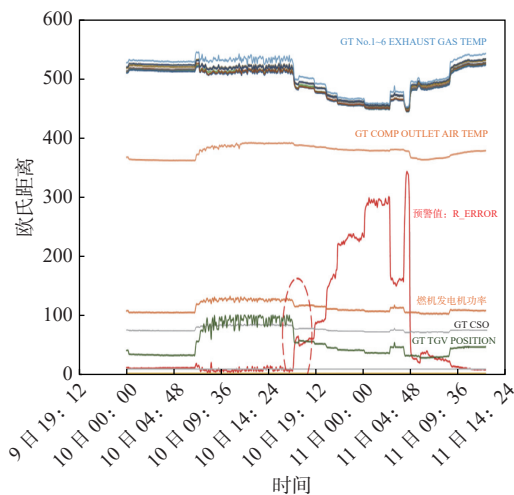


图 3 某 F 级联合循环机组燃机 IGV 连杆断裂预警
Fig. 3 Early warning on IGV connecting rod break of a F-level gas turbine in a combined cycle unit

4 结 论

本文对某燃机电厂的高压给水泵及燃机本体、某 660 MW 超超临界燃煤机组末级过热器分别建立 DMSET 智能预警算法, 分别利用高压给水泵、燃机本体及末级过热器的正常运行状态数据, 某次出现异常前、后数据对算法进行测试, 得到如下结论:

- (1) 当高压给水泵、燃机本体、末级过热器正常运行时, 估计向量与实时观测向量之间的欧

氏距离较短。该算法预测精度较高,误报率较低。

(2)当高压给水泵、燃机本体、末级过热器异常时,估计向量与实时观测向量之间的欧氏距离显著大于正常状态下的值,表明本文建立的DMSET智能预警算法能敏锐捕捉到设备的异常信息,实现异常的高准确率早期预警。

参考文献:

- [1] 何勇. 电站锅炉给水泵状态监测与故障诊断系统的开发[D]. 上海: 华东理工大学, 2007.
- [2] 袁军. 复杂环境下锅炉受热面的失效机理及寿命预测研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2014.
- [3] BRIDGMAN M S. Relating failure prognostics to system benefits[C]//Proceedings, IEEE Aerospace Conference. Big Sky: IEEE, 2002: 7.
- [4] 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.
- [5] 方洪鹰. 数据挖掘中数据预处理的方法研究[D]. 重庆: 西南大学, 2009.
- [6] 钮永胜, 赵新民. 基于神经网络在线建模的非线性动态系统中传感器故障检测方法[J]. 宇航学报, 1998, 19(1): 55 - 59.
- [7] 李子龙. 基于大数据的设备状态在线监测与预警诊断系统研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2016.
- [8] GROSS K C, SINGER R M, WEGERICHS S W, et al. Application of a model-based fault detection system to nuclear plant signals[R]. 9th International Conference on Intelligent Systems Applications to Power System. Seoul, Korea: Argonne National Laboratory, 1997.
- [9] 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.
- [10] 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, 2016.
- [11] 姚良, 李艾华, 孙红辉, 等. 基于MSET和SPRT的内燃机气阀机构振动监测[J]. 振动工程学报, 2009, 22(2): 150 - 155.
- [12] 李大中, 毛小丽, 尹鹏娟, 等. 基于NSET的风力发电机后轴承温度预警方法[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(24): 205 - 209.



信息

我国首艘氢燃料电池动力示范船完成首航

10月11日上午,我国首艘氢燃料电池动力船“三峡氢舟1”号在湖北宜昌顺利完成首航,标志着氢燃料电池技术在内河船舶应用实现零的突破,对加快交通领域绿色低碳发展具有示范意义。

“三峡氢舟1”号总长49.9 m、型宽10.4 m、型深3.2 m,乘客定额80人,主要采用氢燃料电池动力系统,最高航速 $28 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$,续航里程可达200 km,交付后用于三峡库区及三峡和葛洲坝两坝间交通、巡查、应急等工作。

世界最大双排机布置李家峡水电站全容量投产

10月10日22时16分,国家电投黄河公司李家峡水电站5号机组顺利通过72 h试运行,正式投产发电,标志着我国首次采用双排机布置,也是世界最大双排机布置的李家峡水电站实现200万kW全容量投产。

李家峡水电站位于青海省尖扎县和化隆回族自治县交界处的黄河干流上,是黄河上游龙青段规划中第三座大型梯级水电站,年平均发电量59亿 $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。截至今年9月底,李家峡水电站累计完成发电量1424.82亿 $\text{kW}\cdot\text{h}$,相当于节约标准煤约4274.46万t,减排二氧化碳11398.56万t,为推动地方经济社会发展和黄河流域生态保护作出了积极贡献。

(王波)